



HAL
open science

Potentialité de la télédétection thermique pour la modélisation climatique en milieu viticole

Gwenael Morin

► **To cite this version:**

Gwenael Morin. Potentialité de la télédétection thermique pour la modélisation climatique en milieu viticole. Géographie. Université Rennes 2, 2022. Français. NNT : 2022REN20021 . tel-03814215

HAL Id: tel-03814215

<https://theses.hal.science/tel-03814215>

Submitted on 13 Oct 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Thèse de doctorat de

L'UNIVERSITÉ RENNES 2

ÉCOLE DOCTORALE N° 604

Sociétés, Temps, Territoires

Spécialité : *Géographie*

Par

Gwenaël Morin

Potentialité de la télédétection thermique pour la modélisation climatique en milieu viticole

Thèse présentée et soutenue à Rennes, le 9 juin 2022

Unité de recherche : **UMR 6554 LETG (Littoral, Environnement, Géomatique, Télédétection)**

Rapporteurs avant soutenance :

Dominique COURAULT Directrice de Recherche, UMR 6554 EMMAH, INRAE Avignon
Sylvain BIGOT Professeur des universités, IGE, Université Grenoble Alpes

Composition du Jury :

Examineurs	Hervé NICOLAS	Professeur des universités, UMR 1069 SAS, Institut Agro Rennes
	Malika MADELIN	Maître de conférences, UMR PRODIG, Université de Paris
	Julie BETBEDER	Chargée de Recherche, UR 105 Forêt et Sociétés, CIRAD Montpellier
	Renan LE ROUX	Ingénieur de Recherche, UMS AGROCLIM, INRAE Avignon

Dir. de thèse : Hervé QUÉNOL Directeur de Recherche, UMR 6554 LETG, Université Rennes 2

Co-dir. de thèse : Marwan KATURJI Senior lecturer, School of Earth and Environment, University of Canterbury

Thèse de doctorat de

L'UNIVERSITÉ RENNES 2

ÉCOLE DOCTORALE N° 604

Sociétés, Temps, Territoires

Spécialité : *Géographie*

Par

Gwenaël Morin

Potentialité de la télédétection thermique pour la modélisation climatique en milieu viticole

Thèse présentée et soutenue à Rennes, le 9 juin 2022

Unité de recherche : UMR 6554 LETG (Littoral, Environnement, Géomatique, Télédétection)

Rapporteurs avant soutenance :

Dominique COURAULT Directrice de Recherche, UMR 6554 EMMAH, INRAE Avignon
Sylvain BIGOT Professeur des universités, IGE, Université Grenoble Alpes

Composition du Jury :

Examineurs	Hervé NICOLAS	Professeur des universités, UMR 1069 SAS, Institut Agro Rennes
	Malika MADELIN	Maître de conférences, UMR PRODIG, Université de Paris
	Julie BETBEDER	Chargée de Recherche, UR 105 Forêt et Sociétés, CIRAD Montpellier
	Renan LE ROUX	Ingénieur de Recherche, UMS AGROCLIM, INRAE Avignon

Dir. de thèse : Hervé QUÉNOL Directeur de Recherche, UMR 6554 LETG, Université Rennes 2

Co-dir. de thèse : Marwan KATURJI Senior lecturer, School of Earth and Environment, University of Canterbury

REMERCIEMENTS

Je souhaite sincèrement remercier celles et ceux, de mon entourage professionnel et personnel, qui ont contribué au bon déroulement et à l'aboutissement de ce travail de thèse.

Mes remerciements s'adressent à Dominique Courault et Sylvain Bigot ainsi qu'à Malika Madelin, Julie Betbeder et Hervé Nicolas, d'avoir accepté de participer au jury et d'évaluer cette thèse.

Je remercie très chaleureusement Hervé Quénot, mon directeur de thèse, de m'avoir donné l'opportunité de travailler ensemble, pour sa rigueur, sa disponibilité et ses conseils. Je ne peux qu'être reconnaissante des connaissances, des valeurs, de la passion pour la recherche et le terrain, transmis au cours de ces années. Au niveau professionnel comme personnel, merci pour ton soutien et ta présence, que ce soit à distance ou lors des escapades néo-zélandaises, si enrichissantes. Je remercie également, Marwan Katurji, mon co-directeur de thèse d'avoir accepté cette collaboration, pour l'accueil chaleureux et les échanges lors de mes séjours en Nouvelle-Zélande.

Je remercie particulièrement, Renan Le Roux, mon co-encadrant, qui a eu un rôle essentiel au cours de ce travail de thèse. Un immense merci pour ton accompagnement et ton enthousiasme, du traitement de données à la rédaction, ainsi que tes conseils et prises de recul qui ont été toujours constructifs et qui m'ont permis d'avancer.

Je tiens à remercier l'équipe néo-zélandaise de l'University of Canterbury, impliquée dans l'IRP VINADAPT, pour leur accueil et plus particulièrement à Peyman Zawar-Reza et Andrew Sturman, ainsi que les doctorants et post-doc rencontrés à Christchurch. J'associe Clémence Vannier *et la petite famille* pour votre accueil plus que chaleureux et ces moments inoubliables, je ne vous remercierai jamais assez pour votre générosité à toutes épreuves.

Je remercie le CIVB et Laurent Charlier pour leur soutien dans les projets de recherche et la valorisation des travaux. Je souhaite remercier l'équipe de Bordeaux Sciences Agro et de l'ISVV pour leur accueil lors des missions de terrain dans le bordelais. Ces remerciements vont à Nathalie Ollat pour l'intégration au projet AVVENIR, ainsi qu'à Cornelis van Leeuwen et Laure De Rességuier pour nos échanges et la mise à disposition de la base de données de Saint-Emilion. Guillaume Pacreau, un merci particulier pour ton aide et ta bonne humeur sur le terrain de l'Entre-Deux-Mers (et les détours *Chez La Puce!*).

Je souhaite adresser mes remerciements aux 35 viticultrices et viticulteurs de l'Entre-Deux-Mers qui ont chaleureusement accepté de contribuer au projet de recherche AVVENIR par l'installation de capteurs dans leur exploitation. Merci d'avoir partagé votre passion, d'avoir toujours pris le temps d'échanger sur votre métier, de votre générosité et votre intérêt porté à la recherche. J'associe Nathalie Saint-Marc de Planète Bordeaux, pour son accueil et son aide. Ces missions de terrain ont été possibles grâce à Guillaume, Jeanne et Pierre-Gilles, je vous en remercie.

Cette thèse a été réalisée au laboratoire LETG-Rennes où l'environnement a été plus que favorable au bon déroulement de ce travail. Je remercie Françoise Gourmelon, pour l'UMR, et

Samuel Corgne, pour le site rennais, de leur accueil et implication envers les jeunes chercheur.e.s. Je remercie les chercheur.e.s, enseignant.e.s-chercheur.e.s, ingénieur.e.s et le personnel administratif pour votre sympathie. Un merci particulier à Claudie Péron pour son soutien dans les nombreuses démarches administratives. J'adresse mes remerciements à l'équipe de climatologie-viticulture, plus particulièrement à Valérie Bonnardot et Cyril Tissot, pour vos nombreux conseils et encouragements. Valérie, je te remercie pour ton implication lors de mes premiers pas dans l'enseignement. De chaleureux remerciements s'adressent à Pierre-Gilles Lemasle, qui a grandement contribué à ce travail de thèse, par sa disponibilité (*jusqu'à la dernière minute*) et du temps consacré à nos (*très longues*) discussions en statistiques, en méthodologie, en programmation et sur la recherche en général. Au sein du laboratoire, je remercie Jean Nabucet, pour son aide précieuse à de (*trop*) nombreuses reprises et Damien Arvor pour ses conseils et nos discussions, souvent pour remonter le moral des troupes. J'associe Nicolas Jégou à ces remerciements, pour sa disponibilité et son encadrement des enseignements en statistiques.

Cette belle aventure de thèse est naturellement associée aux contractuel.le.s du LETG-Rennes que je remercie. J'adresse une pensée aux *anciens* de nous avoir si bien accueillis : Julien, Audrey, Florent et Fanny. Quelle chance d'avoir pu partager cette expérience aux côtés d'Alexandre et Emilien, merci à tous les deux pour votre rigueur scientifique et votre extrême sympathie. Emilien, ce fut un plaisir d'avoir partagé ce chemin depuis le master, et d'avoir pu initier Geolink qui prend désormais son envol! Florian et Paul, toujours présents pour charbonner, merci pour votre soutien infailible, vos attentions et votre bonne humeur (*parfois discutable!*), ainsi que Théo P. pour ta sympathie et ta viti-motivation. Un merci aux post-doc, ingénieur.e.s, doctorant.e.s et stagiaires pour votre dynamisme et votre motivation : Roberta, Guglielmo, Charlotte, Roza, François, Gab, Carl, Quentin, Pierre, Théo LS, Alexandra, Diego.

Durant ces quatre années, j'ai eu la chance et l'opportunité de faire des rencontres *en marge* du travail de thèse. Je remercie avec un grand enthousiasme et optimisme, l'équipe de *Women In Copernicus Podcast* : Marie, Roberta et Guglielmo. J'ai beaucoup appris, merci pour votre énergie et votre implication dans la création de ce projet (*et bien au-delà d'ailleurs!*). Merci à l'équipe de MT180s pour cette source de motivation et d'inspiration. Enfin, merci à Magali Guirriec et l'équipe de doctorantes pour votre soutien dans la réflexion de l'après thèse.

Une pensée très particulière s'adresse à Jeanne, Elodie et Clémence qui savent combien j'ai la chance de les avoir et de pouvoir compter sur leur soutien. Jeanne, depuis l'IUT, qui l'aurait cru que l'on puisse maintenir le cap *côte-à-côte*, merci infiniment de ta présence.

Je tiens à remercier mes proches qui ont toujours été un pilier et une source d'énergie. Mes parents et mes sœurs, ainsi que ma belle-famille, votre soutien a été essentiel dans ce projet (ainsi que vos relectures de dernière ligne droite !). Ce long fleuve tranquille n'aurait pas été aussi agréable sans la présence et la générosité de mes amis. Ils se reconnaîtront et savent à quel point ils me sont chers. Tout simplement, merci d'être là et de perpétuer ces moments. Enfin, j'adresse un immense remerciement à celui qui est à mes côtés pour me soutenir au quotidien dans ce que j'entreprends, peu importe les défis personnels ou professionnels, y compris cette thèse. Clément, merci de m'accompagner, de m'encourager et surtout, de me transmettre tes ondes toujours positives.

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	1
PREMIERE PARTIE - APPORT DE LA TELEDETECTION THERMIQUE EN MODELISATION CLIMATIQUE : ETAT DES LIEUX.....	5
CHAPITRE 1. MODELISATION CLIMATIQUE EN VITICULTURE : CONTEXTE ET ENJEUX	7
CHAPITRE 2. POTENTIEL DE LA TELEDETECTION INFRAROUGE THERMIQUE	37
CHAPITRE 3. APPROCHE METHODOLOGIQUE GENERALE	53
SECONDE PARTIE - CONSTRUCTION ET EVALUATION DE SERIES TEMPORELLES EN SUIVI CLIMATIQUE	75
CHAPITRE 4. SUIVI CLIMATIQUE PAR OBSERVATION AU SOL ET PAR TELEDETECTION THERMIQUE.....	77
CHAPITRE 5. EVALUATION DU POTENTIEL DES TEMPERATURES DE SURFACE EN SUIVI CLIMATIQUE JOURNALIER ..	93
TROISIEME PARTIE - ÉCHELLE LOCALE : MODELISATION CLIMATIQUE A PARTIR DE TEMPERATURES DE SURFACE PAR DESCENTE D'ECHELLE SPATIALE	117
CHAPITRE 6. APPROCHE METHODOLOGIQUE DE MODELISATION LOCALE DES TEMPERATURES : DE LA SPATIALISATION A LA DESCENTE D'ECHELLE	119
CHAPITRE 7. MODELISATION CLIMATIQUE LOCALE PAR SPATIALISATION ET DESCENTE D'ECHELLE : APPLICATION AU VIGNOBLE DE SAINT-EMILION.....	127
QUATRIEME PARTIE. ECHELLE REGIONALE : APPORT DE LA DESCENTE D'ECHELLE POUR L'IDENTIFICATION DE STRUCTURES THERMIQUES	145
CHAPITRE 8. IDENTIFICATION DE CLUSTERS THERMIQUES PAR MODELISATION CLIMATIQUE REGIONALE : APPLICATION A LA GIRONDE.....	147
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	175
ANNEXES	181
BIBLIOGRAPHIE.....	226
LISTE DES FIGURES	256
LISTE DES TABLEAUX	261
LISTE DES ANNEXES.....	262
LISTE DES ACRONYMES	263
TABLE DES MATIERES	265

INTRODUCTION GENERALE

Le double enjeu de l'agriculture au XXIème siècle face au changement climatique est à la fois de promouvoir une production agricole durable sans pour autant compromettre la sécurité alimentaire. Les terres agricoles occupent environ 40 à 50% de la surface terrestre et représentent 23% des émissions de gaz à effet de serre d'origine anthropique (Shukla *et al.*, 2019). Afin de mettre en place des politiques d'adaptation et de réduire les émissions de gaz à effet de serre du secteur agricole, il est primordial d'anticiper et de limiter les effets du changement climatique. Face à cette problématique, il est primordial de représenter les impacts du changement climatique aux échelles les plus fines. Les filières agricoles et les décideurs territoriaux souhaitent mobiliser des outils et des connaissances sur les effets à l'échelle régionale et locale afin de construire des stratégies cohérentes pour leur territoire (Bonnardot et Quenol, 2021). Pour cela, l'étude des interactions du système climatique de l'échelle globale aux échelles fines est essentielle dans une vision à court et à long terme. La modélisation numérique du climat a émergé dans les années 1950, avec l'objectif d'étudier le climat passé et présent à partir d'observations et de modèles climatiques (Phillips, 1956), et aujourd'hui permet de simuler le climat futur à partir des scénarios du changement climatique (Nakicenovic *et al.*, 2000 ; O' Neill *et al.*, 2016 ; van Vuuren *et al.*, 2011). Au cours des dernières décennies, les avancées sur la compréhension des interactions des composantes du système climatique et l'évolution des moyens de calculs ont joué un rôle important dans l'amélioration de la qualité de la modélisation climatique.

L'imbrication des échelles temporelles et spatiales est indissociable de la modélisation du climat (Oke, 1987). D'un point de vue temporel, la modélisation climatique est mobilisée dans la compréhension des évolutions du climat passé, dans l'observation des changements du climat actuel et dans la simulation des projections du climat futur. D'un point de vue spatial, la modélisation numérique du climat est déclinée de l'échelle globale à régionale, et intègre des processus et des variables spécifiques à chaque échelle. A l'échelle globale, les dynamiques de l'atmosphère et ses lois physiques sont intégrées par les modèles climatiques globaux (GCM, *General Circulation Model*) aux résolutions spatiales faibles (~100-150km). A l'échelle régionale, des méthodes de descente d'échelle statistique ou dynamique permettent de prendre en compte des processus et des phénomènes physiques régionaux (Dickinson *et al.*, 1989 ; Wang *et al.*, 2004 ; Giorgi, 2019). Ces dernières années, les efforts de la communauté scientifique ont porté sur la dimension régionale qui représente un enjeu important pour les décideurs et politiques gouvernementales. En effet, les enjeux régionaux ont été très récemment pris en compte dans l'évaluation des impacts du changement climatique par le Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) (Masson-Delmotte *et al.*, 2021). Cependant, les modèles climatiques globaux et régionaux ont encore des résolutions trop faibles et génèrent une succession de biais pour être adaptés aux problématiques des échelles fines (Boé *et al.*, 2007). A l'échelle locale, de nombreux verrous méthodologiques sont encore présents concernant la prise en compte des caractéristiques du paysage et physiques locaux tels que l'occupation du sol, la topographie, la rugosité, ou l'émissivité.

Même si la question de l'impact et l'adaptation de l'agriculture au changement climatique concerne toutes les cultures, qu'elles soient pérennes ou annuelles, la viticulture est très étudiée. La vigne et le vin apparaissent comme un marqueur du changement climatique, car le climat impacte le fonctionnement de la plante et détermine la qualité et l'identité des vins. Une autre raison est que la zone de production mondiale est importante et que par conséquent, les impacts du changement climatique sur la viticulture engendrent de forts enjeux économiques. De plus, l'impact du climat sur la viticulture s'opère à différentes échelles spatiales et temporelles : aux échelles les plus larges, le climat va définir les limites d'aptitude à la culture de la vigne (Jones, 2006) alors qu'aux échelles les plus fines, ce sont les facteurs locaux (e.g. pente, exposition, type de sol, ...) qui déterminent les spécificités d'un vin et l'identité d'un terroir. Dynamique et engagée sur les questions d'adaptation et d'atténuation, la filière vitivinicole s'investit dans les projets de recherche menés sur ces thématiques à l'échelle mondiale. Depuis des décennies, l'effet du climat sur la viticulture est étudié et avec une attention plus particulière sur les impacts du changement climatique depuis les années 2000 (Fraga *et al.*, 2013b ; Quénot *et al.*, 2014 ; van Leeuwen *et al.*, 2019). Dans ce contexte, des approches de modélisation climatique à l'échelle locale ont largement été explorées, notamment par des méthodes de descente d'échelles des modèles climatiques régionaux et de techniques de modélisation spatiale basées sur le lien statistique entre les données climatiques issues de l'observation in situ et les facteurs locaux (principalement topographiques) (Le Roux *et al.*, 2017b).

La majorité des études de modélisation climatiques menées dans des régions viticoles mobilisent soit des données d'observation avec une résolution fine mais avec une couverture spatiale et une historicité limitées, soit avec des sorties de modèles climatiques ayant une résolution spatiale relativement large. L'évaluation des séries temporelles issues des observations par satellites permet de répondre à plusieurs enjeux tels que 1) la nécessité d'étudier les régions viticoles actuelles et potentielles, 2) l'utilisation d'une donnée ayant une couverture globale et accessible gratuitement, et 3) des résolutions temporelles et spatiales adaptées ou adaptables aux échelles fines.

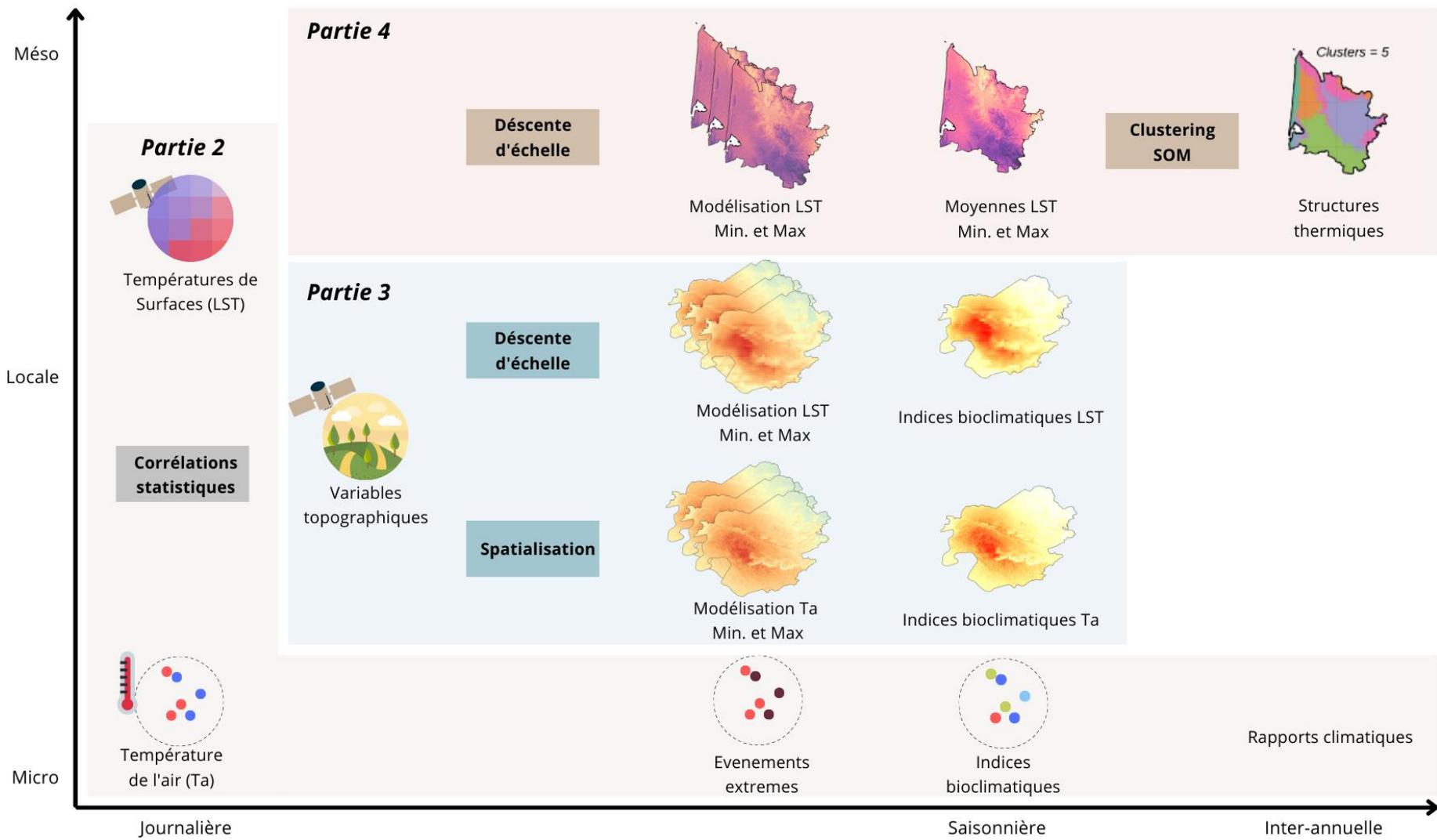
La télédétection est un outil essentiel dans l'identification et la caractérisation des changements observés sur les surfaces terrestres. Ce sont dans ces perspectives que s'inscrit l'évaluation des séries temporelles d'images satellitaires thermiques et plus particulièrement les données de températures de surface.

Les enjeux méthodologiques et thématiques s'inscrivent dans une approche multiscalaire. A l'échelle locale, l'enjeu sera d'apporter des réponses sur la potentialité des images satellites thermiques dans la continuité des travaux réalisés sur la modélisation climatique locale. Les séries temporelles des réseaux d'observation vont permettre d'établir des analyses statistiques sur la variabilité spatio-temporelle des températures de surface. L'analyse de sites d'études aux divers contextes topo-climatiques permettra d'évaluer l'approche sous des contraintes multiples. A l'échelle régionale, l'enjeu sera de développer une approche intégrant des informations topo-climatiques des échelles fines. Dans un contexte de paysage plus diversifié, les analyses porteront sur la caractérisation de structures thermiques régionales et l'identification du rôle de la topographie dans ces variabilités.

L'objectif principal de cette thèse porte sur l'évaluation des séries temporelles d'images satellitaires thermiques couplées à de la modélisation climatique locale, avec une application aux terroirs viticoles. L'hypothèse est que la modélisation des séries temporelles d'images satellitaires thermiques combinée aux facteurs topographiques permet de caractériser les variabilités climatiques multi-scalaires.

Afin de répondre à la problématique principale, cette thèse s'articule en quatre parties.

- La première partie développe les **enjeux de la modélisation climatique en viticulture** (*Chapitre 1.*) puis un état des connaissances sur le **potentiel de la télédétection infrarouge thermique** (*Chapitre 2.*). Pour répondre à la problématique principale, cette thèse a été déclinée en trois questions de recherche dont l'**approche méthodologique générale** détaille les sites d'études, les données utilisées et le cadre scientifique (*Chapitre 3.*). La deuxième et troisième parties sont focalisées sur l'échelle locale et la quatrième partie sur l'échelle régionale.
- La seconde partie porte sur l'évaluation des **séries temporelles d'images satellites thermiques** dans une approche de suivi climatique journalier à l'échelle locale. L'approche de suivi des variabilités des températures des terroirs viticoles a été présentée pour les séries temporelles d'observation in situ et les séries temporelles d'images satellites thermiques (*Chapitre 4.*). A l'échelle locale, les **relations entre les séries temporelles des images satellites thermiques et des observations** in situ ont été évaluées à l'échelle journalière (*Chapitre 5.*). L'objectif de cette partie est d'identifier le potentiel et les limites spatio-temporelles des données d'observation et des images satellites thermiques dans le but d'appliquer une modélisation à échelle locale.
- La troisième partie se focalise sur l'évaluation de l'**approche de descente d'échelle des séries temporelles d'images satellites à partir de variables topographiques** en modélisation climatique à l'échelle locale (*Chapitre 6. et Chapitre 7.*). L'objectif de cette partie est d'étudier l'application de la méthode de modélisation climatique locale pour les séries temporelles de télédétection et d'identifier les biais de la descente d'échelle à partir des observations.
- La quatrième partie vise à étudier l'**identification et la caractérisation de structures thermiques régionales** à partir des séries temporelles d'images satellites thermiques modélisées (*Chapitre 8.*). L'objectif de cette partie est d'évaluer le potentiel des séries temporelles modélisées pour caractériser la variabilité spatiale des températures à l'échelle régionale.



PREMIERE PARTIE - APPORT DE LA TELEDETECTION THERMIQUE EN MODELISATION CLIMATIQUE : ETAT DES LIEUX

Depuis plusieurs décennies, la représentation du climat est un enjeu majeur et s'accroît dans le contexte du changement climatique. L'évolution du climat global, notamment l'augmentation des températures, ont un fort impact sur les territoires, c'est-à-dire aux échelles régionales et locales. La modélisation numérique du climat permet de simuler et de représenter les interactions et les variabilités des composantes du système climatique (atmosphère, hydrosphère, cryosphère, lithosphère et biosphère). Les modèles climatiques sont générés à une échelle globale (modèles de circulation générale) à des résolutions spatiales limitées puis sont utilisés dans les modèles climatiques régionaux intégrant des interactions physiques plus fines (hydrologie, végétation, topographie, etc.). La complexité des interactions spatiales et temporelles engendre des incertitudes et des biais dans ces modèles. Par conséquent, la modélisation climatique aux échelles fines soulève de multiples verrous pour représenter les variabilités climatiques locales. Les facteurs locaux tels que la topographie, les occupations et usages des sols ou l'hydrographie jouent un rôle sur les variations spatiales et temporelles du climat local.

*Les agrosystèmes sont soumis aux variabilités climatiques locales et en parallèle subissent les impacts du changement climatique global. Le climat est l'un des facteurs composant le terroir, ainsi la connaissance du climat local est importante pour la croissance de la vigne et les caractéristiques du vin. La variabilité du climat nécessite d'être étudiée dans un contexte de changement climatique global. La modélisation climatique locale permet de répondre aux enjeux de la filière vitivinicole qui sont de caractériser les impacts du changement climatique à l'échelle des terroirs. Depuis plusieurs années, des projets de recherche ont permis de développer des méthodes de modélisation climatique locale à partir d'observation climatique en prenant en compte les facteurs topographiques locaux. Toutefois, ces modélisations fines sont limitées en couverture spatiale et temporelle du fait de la dépendance d'observations denses souvent issues de réseaux de mesures équipés à court terme pour les projets de recherche (**Chapitre 1**).*

L'observation de la terre par satellite apparaît comme un outil essentiel pour répondre aux enjeux d'analyse des échelles spatio-temporelles plus larges. Les images satellites sont largement mobilisées pour suivre et cartographier les impacts du changement climatique. Plus particulièrement, la télédétection infrarouge thermique permet d'estimer des variables climatiques essentielles (ECV) telles que la température de surface terrestre. Les séries temporelles issues de la télédétection infrarouge thermique ont un potentiel important en

*modélisation climatique mais nécessitent d'être explorées pour améliorer leur résolution spatiale qui sont aujourd'hui limitées (**Chapitre 2**).*

*L'approche méthodologique générale de cette thèse est basée sur l'imbrication d'échelles spatiales pour évaluer le potentiel des images satellites thermiques en modélisation climatique aux échelles fines (**Chapitre 3**).*

Chapitre 1. MODELISATION CLIMATIQUE EN VITICULTURE : CONTEXTE ET ENJEUX

1.1	CONTEXTE ET ÉTUDE DU CHANGEMENT CLIMATIQUE	8
1.2	ÉTAT DE L'ART : SUIVI ET MODÉLISATION DU CHANGEMENT CLIMATIQUE	12
1.3	LA VITICULTURE : IMPACTS ET ENJEUX FACE AU CHANGEMENT CLIMATIQUE	20
1.4	ENJEUX DE LA PROFESSION VITICOLE FACE AU CHANGEMENT CLIMATIQUE	29
1.5	CONTEXTE GÉNÉRAL ET CADRE THÉMATIQUE	32

Ce premier chapitre vise à exposer le cadre thématique de la thèse à savoir la modélisation climatique locale en viticulture. La première section est consacrée à l'évolution des connaissances sur le changement climatique et la seconde section présente un état des lieux du suivi et de la modélisation climatique. La troisième et quatrième sections portent respectivement sur les éléments clés de la viticulture et les enjeux de la profession viticole face au changement climatique. Enfin, la dernière section situe les enjeux de la thèse dans le cadre thématique scientifique.

1.1 Contexte et étude du changement climatique

Le changement climatique est incontestablement d'origine anthropique et se manifeste par des impacts à différentes échelles spatiales et temporelles. Au niveau global, le changement climatique est visible notamment par l'augmentation du réchauffement de l'atmosphère et des océans, une diminution de la couverture de neige et de glace, et une augmentation du niveau de la mer, et certains de ces effets sont irréversibles (Pachauri *et al.*, 2014). Les connaissances du climat passé permettent d'identifier les causes du changement climatique et de mieux comprendre l'évolution du climat actuel mais elles sont également indispensables pour la modélisation du climat futur. Les changements globaux se répercutent sur échelles spatiales inférieures avec des variations importantes selon les régions du globe. La dimension régionale est un enjeu important pour les décideurs et politiques gouvernementales pour prendre conscience des spécificités de leur région et de les limiter à travers des mesures d'adaptation et d'atténuation (Masson-Delmotte *et al.*, 2021). Temporellement, l'évolution du climat varie également fortement. Les activités humaines ont abouti à environ 1,0°C de réchauffement climatique depuis la période préindustrielle. Le rythme moyen du réchauffement observé s'est accéléré au cours des dernières décennies. La température moyenne annuelle mondiale observée pour la période 2006-2015 était de 0.87°C supérieure à la période 1850-1900 et d'environ 1.1°C au cours de la dernière décennie, celle-ci devrait atteindre ou franchir le seuil de 1,5°C au cours des 20 prochaines années. Le réchauffement estimé augmente actuellement de 0.2°C par décennie dû aux émissions de GES (Gaz à effets de serre) passées et actuelles (Masson-Delmotte *et al.*, 2018).

Depuis plusieurs décennies, les enjeux liés au changement climatique s'amplifient et s'inscrivent dans un contexte d'urgence climatique globale. Face à ces défis, les actions climatiques mondiales se multiplient depuis la fin des années 1980, telles que 1) en 1988 la création du Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) par l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM) et le Programme des Nations Unies pour l'environnement (PNUE), 2) en 1994, l'élaboration de la Convention-cadre des Nations unies sur les changements climatiques (CCNUCC) dont 197 pays sont inclus dans les Parties à la Convention (*Conferences of the Parties - COP*), et 3) plus récemment en 2016 l'engagement des nations signataires de l'Accord de Paris.

Le GIEC, (*Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)* en anglais) a pour but de "préparer, sur la base des informations scientifiques disponibles, des évaluations sur tous les

aspects du changement climatique et de ses impacts, en vue de formuler des stratégies de réponse réalistes”. Environ tous les cinq ans depuis 1990, les rapports d'évaluation sont rédigés afin de synthétiser les productions scientifiques publiées dans de multiples disciplines de recherche. Depuis 1990, six phases d'évaluation ont été menées dont chacune est composée 1) d'un rapport d'évaluation résumant les avancées des bases scientifiques physique du climat, 2) d'un rapport concernant les impacts du changement climatique et les adaptations et vulnérabilités, 3) des propositions d'atténuation et 4) un rapport de synthèse (Figure 1).

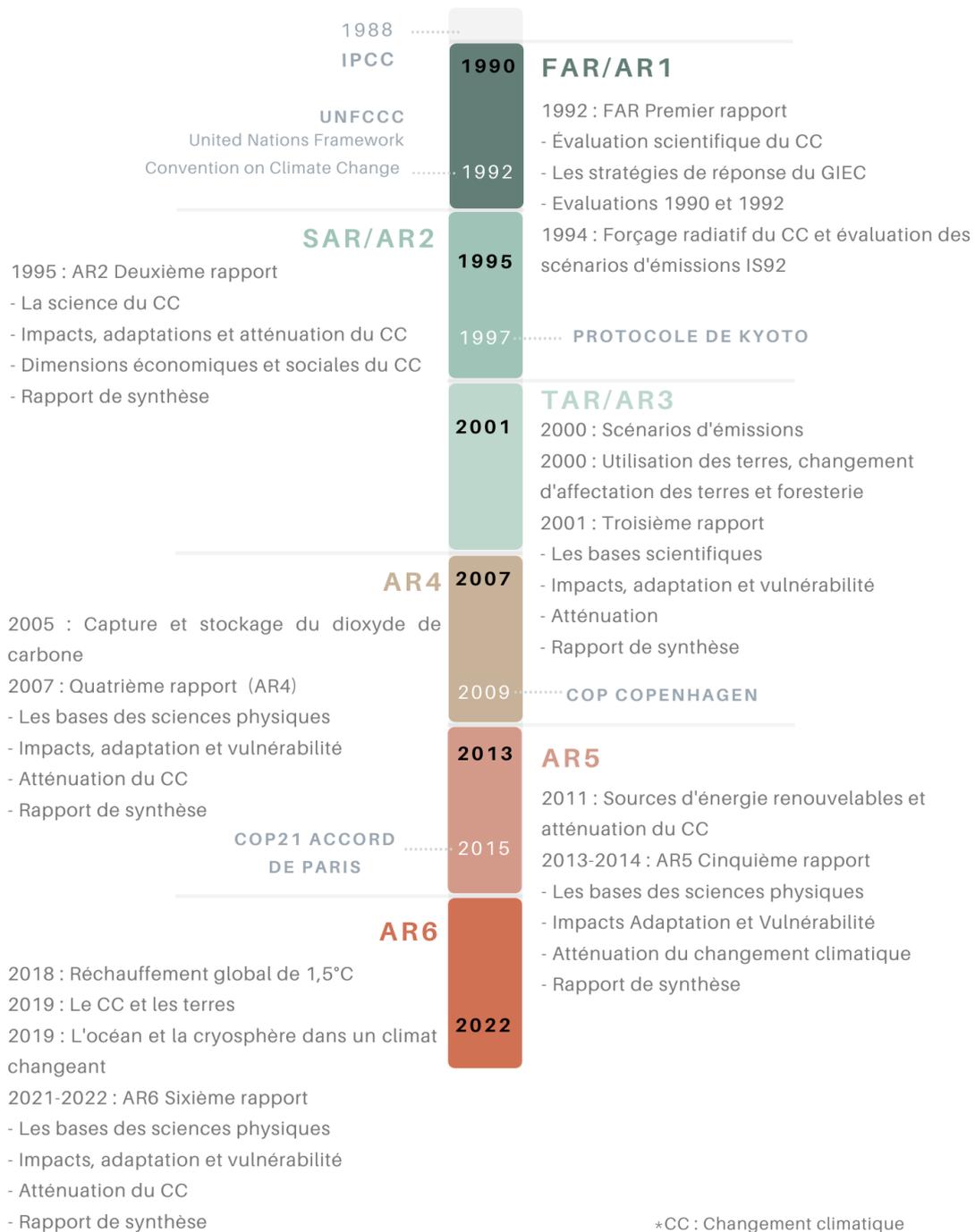


Figure 1. Chronologie des événements marquants et des rapports principaux depuis la création du GIEC (IPCC) en 1988 jusqu'à la perspective 2022

Evolution des connaissances du changement climatique

La compréhension de l'origine et des effets du changement climatique a évolué au fil des publications du GIEC. Dans le sixième rapport, une comparaison a été effectuée entre l'évolution de l'état des connaissances du climat en 1990 et en 2021 (Annexe 1). Pour résumer, en 1990, certaines hypothèses étaient émises comme l'impact de l'activité anthropique sur les émissions des GES ou la hausse des températures avec un taux de probabilité proche de 50%. En 2021, la densification et recul des observations ainsi que l'amélioration des modèles climatiques permettent de prouver, avec une certitude proche de 95%, que les effets du changement climatique sont d'origine anthropiques. Les interactions entre les variables du système climatique sont mieux comprises et permettent d'établir un spectre de scénarios du climat futur plus précis intégrant les évolutions démographiques, économiques et sociétales.

Définition du changement climatique - Extrait du Rapport d'évaluation AR5 du GIEC, 2018

Variation de l'état du **climat**, qu'on peut déceler (par exemple au moyen de tests statistiques) par des modifications de la moyenne et/ou de la variabilité de ses propriétés et qui persiste pendant une longue période, généralement pendant des décennies ou plus. Les changements climatiques peuvent être dus à des processus internes naturels ou à des **forçages externes**, notamment les modulations des **cycles solaires**, les éruptions volcaniques ou des changements **anthropiques** persistants dans la composition de l'**atmosphère** ou dans l'**utilisation des terres**.

On notera que la **Convention-cadre des Nations Unies sur les changements climatiques (CCNUCC)**, dans son article premier, définit les changements climatiques comme des « *changements de climat qui sont attribués directement ou indirectement à une activité humaine altérant la composition de l'atmosphère mondiale et qui viennent s'ajouter à la variabilité naturelle du climat observée au cours de périodes comparables* ». La CCNUCC établit ainsi une distinction entre les changements climatiques attribuables aux activités humaines altérant la composition de l'atmosphère et la variabilité du climat imputable à des causes naturelles.

La notion de changement climatique inclut un panel de modifications et de variabilités des propriétés du système climatique dont le phénomène de **réchauffement climatique** aussi connu sous le terme de réchauffement planétaire ou global (*global warming*). Il est défini comme « *l'estimation de la hausse de la température moyenne à la surface du globe au cours d'une période de 30 ans [...] exprimée par rapport aux niveaux préindustriels, sauf indication contraire. Pour les périodes de trente ans (normales climatiques) couvrant des années passées et futures, il est supposé que la tendance multi décennale au réchauffement observée actuellement se maintiendra* » (Masson-Delmotte *et al.*, 2018). L'ensemble des rapports du GIEC ont abordé le réchauffement climatique, de sa compréhension, des projections, des potentiels impacts et risques associés, en passant par l'élaboration de scénarios futurs jusqu'à la proposition de solutions d'adaptation et d'atténuation. Des points clés ont été relevés :

- La probabilité que l'activité humaine soit responsable du réchauffement climatique a évolué de *probable* (TAR/AR3) (Griggs et Noguer, 2002), à *très probable* (AR4) (Solomon *et al.*, 2007), puis extrêmement probable (AR5) (Stocker, 2014) et considéré à hauteur de 95% dans le sixième rapport (Masson-Delmotte *et al.*, 2021);
- Le réchauffement du système climatique est sans équivoque et, depuis les années 1950, nombre des changements observés sont sans précédent depuis des décennies, voire des siècles ou des millénaires (Stocker, 2014) ;
- Les activités humaines ont provoqué un réchauffement planétaire d'environ 1°C au-dessus des niveaux préindustriels. Il est probable, avec un degré de confiance élevé, que le réchauffement planétaire atteindra +1.5°C entre 2030 et 2050 s'il continue d'augmenter au rythme actuel (Masson-Delmotte *et al.*, 2018);
- Les changements observés par rapport à la période 1850-1900 sont calculés sur des périodes de 20 ans en ajoutant 0.85°C aux simulations de la période 1995-2014. La valeur de 0.85°C correspond à l'augmentation de la température de surface moyenne mondiale entre les périodes 1850-1900 et 1995-2014. Les intervalles de valeurs probables d'augmentations correspondent aux simulations des SSP1-2.6 et SSP3-7.0 (Masson-Delmotte *et al.*, 2018) (Figure 2).

Changement de la température de surface globale par rapport à 1850-1900

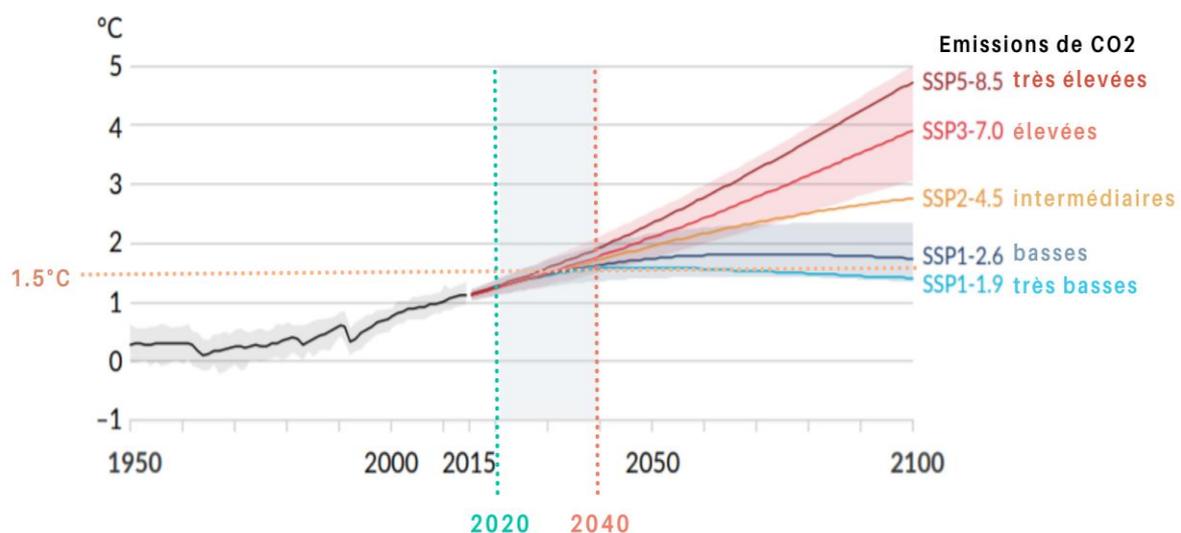


Figure 2. Adaptée du 6ème rapport du GIEC, 2021 (SPM.8 Indicateurs sélectionnés du changement climatique mondial dans le cadre des cinq scénarios du changement climatique) (Masson-Delmotte *et al.*, 2021).

L'étude du climat, du changement climatique et de ses impacts sont étudiés depuis des décennies à travers un large spectre de disciplines scientifiques : physique de l'atmosphère, géographie, écologie, économie, etc. Le suivi du climat repose sur une combinaison de données issues de l'observation (stations, satellites) et de modèles climatiques de plus en plus performants. Ces modèles sont également utilisés pour la modélisation du climat futur à partir des scénarios établis par le GIEC (O'Neill *et al.*, 2020), et son évolution est évaluée à partir de

modèles de plus en plus performants et précis en termes de mécanismes inclus, de résolution spatiale et de résolution temporelle.

1.2 Etat de l'art : Suivi et modélisation du changement climatique

1.2.1 L'étude du climat

La notion de climat fait référence à la moyenne des conditions météorologiques, ou plus précisément, est caractérisée comme la description statistique du système climatiques en termes de moyennes et de variabilités des mesures (Ganopolski, 2008). Le climat varie spatialement, entre les régions et selon l'environnement géographique, et temporellement, d'une saison ou d'une année à l'autre voire sur des échelles beaucoup plus longues comme les périodes glaciaires. L'Organisation Météorologique Mondiale (OMM, ou *World Meteorological Organization* WMO) a défini une normale climatique d'une période de 30 ans pour qualifier le climat d'une région selon une période donnée (Data, WMO, 2009). Traditionnellement, l'étude du climat est focalisée sur les variables ayant un impact journalier comme la température, les précipitations, les vents, l'humidité ou encore les types de nuages (Griggs et Noguer, 2002). Cependant, le climat est déterminé plus largement par les interactions dans le système climatique, dont leur compréhension et leur prise en compte sont indispensables dans la simulation du climat futur. Le système climatique de la Terre est un système très complexe et se décline en cinq composantes majeures en interaction : l'atmosphère, l'hydrosphère (océan, lacs et rivières), la cryosphère (glace et neige), la surface terrestre (sol et végétation) et la biosphère (Global Atmospheric Research Programme *et al.*, 1975). Chacune de ces composantes est étudiée à des échelles spatiales et temporelles imbriquées, des plus larges au plus fines. Ce système évolue avec le temps sous l'effet de sa propre dynamique interne et en raison de forçages externes tels que les éruptions volcaniques, les variations de l'activité solaire ou les forçages anthropiques (notamment les variations de la composition de l'atmosphère ou les changements d'affectation des terres (Solomon *et al.*, 2007) (Figure 3). L'état moyen du climat peut avoir des variations significatives et peuvent persister pendant plusieurs décennies, on parle alors de "variabilité climatique" et de "changement climatique". L'équilibre du système climatique change en réponse à la fois de sa dynamique interne et des interactions entre les composantes, mais également avec des facteurs externes appelés forçages.

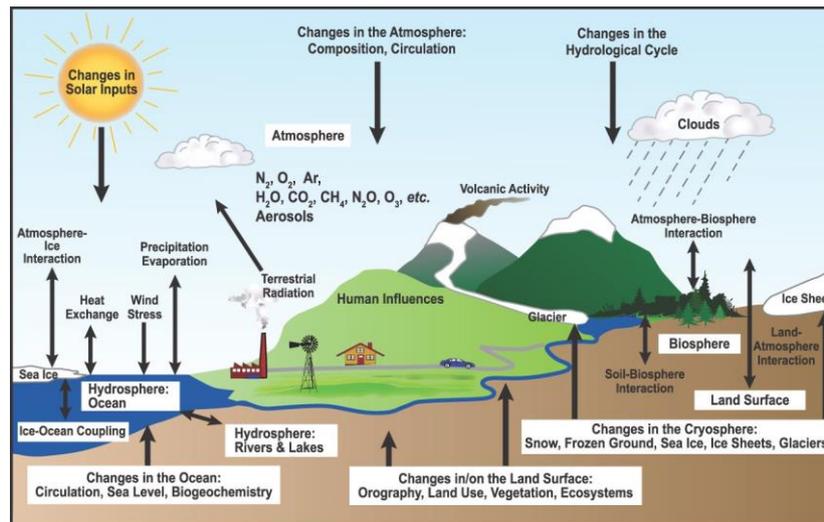


Figure 3. Vue schématique des composantes du système climatique, de leurs processus et de leurs interactions (Source : Solomon et al. 2007).

1.2.2 Le développement de la modélisation climatique

L'étude du système climatique a débuté par l'observation de la Terre, avec des mesures au sol et satellitaires, puis s'est développée en parallèle avec l'intégration de la physique de l'atmosphère dans les modèles climatiques afin de comprendre et de simuler les interactions des composantes. Dans les années 1970, le climat était principalement étudié à partir de réseaux d'observation météorologique utilisés pour les prévisions météorologiques. La science du climat a ensuite connu une avancée majeure grâce à l'expansion de l'observation de la Terre par satellites, notamment dans les années 1980 avec les premières mesures du bilan radiatif de la Terre. Les constellations de satellites météorologiques, déployées les décennies suivantes, ont permis de construire une base de données importante sur le système climatique. L'observation de la Terre est essentielle et riche en sources d'information mais ne permet pas d'expliquer les interactions physiques entre les variables ni de simuler le climat futur.

Le développement de la modélisation climatique est devenu une approche clé dans l'étude du changement climatique. Des progrès majeurs dans la compréhension des processus climatiques du passé, du présent et du futur ont été réalisés grâce à l'élaboration de modèles numériques qui simulent le climat à des résolutions et précisions en constante amélioration. Apparus dans les années 1950, les modèles climatiques ont été créés pour modéliser le climat à partir des équations fondamentales de la physique atmosphérique. Ces modèles sont basés sur des équations et sont alimentés par des données observées, comme les modèles météorologiques, mais sont appliqués sur de longues périodes. Vers la fin des années 1960, les premiers modèles couplant l'évolution de l'atmosphère et celle de l'océan sont apparus. L'utilisation de ces modèles s'est répandue notamment pour répondre aux besoins des études du changement climatique qui a été combinée par l'introduction de nouveaux phénomènes. À partir des années 2000, l'amélioration de la résolution spatiale et temporelle des modèles climatiques ainsi que la reconstruction des séries temporelles historiques (utilisées pour valider les modèles climatiques) ont permis de confirmer le niveau de certitudes des premières simulations.

1.2.3 Les observations et modèles climatiques

Un point essentiel pour les études d'impact du changement climatique concerne les données climatiques, qui sont issues de l'observation par des mesures (stations météorologiques, bouées, etc.) et de la modélisation climatique. Les données climatiques servent à créer de longues séries de référence contribuant ainsi à l'analyse de l'évolution des changements climatiques. Les observations permettent également d'évaluer et de calibrer les modèles numériques globaux et régionaux.

1.2.3.1 Les observations directes ou indirectes

Les observations directes sont des mesures de variables physiques (comme la température, l'humidité ou le vent) à un moment et un lieu donné. Seules les observations peuvent apporter des informations sur le climat passé et actuel. Ces mesures sont acquises in situ à partir de stations ou de bouées par exemple, ou à distance par télédétection à partir de satellites ou de radars (Figure 4). Les premières stations météorologiques ont été établies en Europe et en Amérique du Nord. Les observations à l'échelle mondiale à l'ère instrumentale ont commencé au milieu du 19e siècle pour la température et d'autres variables climatiques. L'augmentation et la qualité du réseau d'observations et de la technologie concernant la collecte et le stockage des données ont rapidement évolué à partir des années 1950. Les observations indirectes à partir des reconstructions paléoclimatiques permettent aussi d'établir des mesures datant de centaines à des millions d'années. Ces mesures peuvent être extraites sur les coraux, les arbres, dans le sol ou encore dans la glace. Les mesures paléoclimatiques par carottage fournissent de riches informations sur l'évolution temporelle du climat à différentes échelles de temps. L'étude du climat passé a mis en évidence l'existence de potentiels seuils en lien avec les changements du système climatiques dû aux forçages externes, dont le franchissement pourrait conduire à des impacts irréversibles (Ganopolski, 2008).

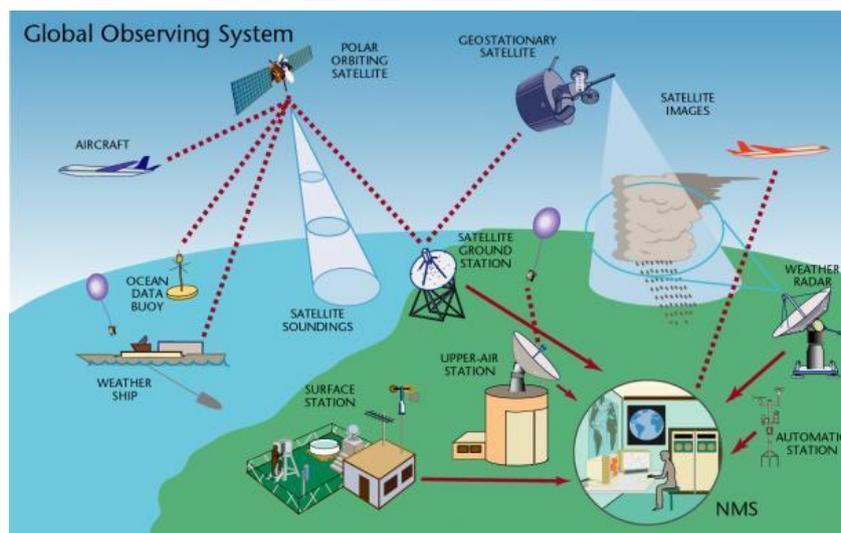


Figure 4. Instruments qui composent le Global Observing System (GOS). Source : World Meteorological Organization (WMO)

1.2.3.2 Les modèles climatiques

Un modèle climatique est une simulation informatique complexe des interactions du système climatique. Les modèles climatiques globaux (*Global Circulation Model*, GCM) sont les principaux outils pour simuler le climat actuel et projeter le climat futur. Ces modèles couvrent l'ensemble du globe et représentent les processus physiques dans l'atmosphère, l'océan, la cryosphère et la surface terrestre. Ils trouvent leur origine dans la prévision météorologique et décrivent les différents mécanismes qui déterminent la dynamique atmosphérique entre la surface du sol et l'atmosphère. Les modèles fournissent un laboratoire pour les expériences numériques des transitions climatiques dans le passé, le présent et le futur. Les GCM sont appliqués sur de longues périodes de plusieurs centaines d'années avec une résolution spatiale de plusieurs dizaines de kilomètres. Ils sont composés sous formes de mailles ayant une résolution horizontale comprise entre 500 à 50 km, 10 à 20 couches verticales dans l'atmosphère et parfois jusqu'à 30 couches dans les océans.

Pour étudier le climat global, les modèles atmosphériques sont couplés à des modèles représentant les autres composantes du système climatique : l'océan, la végétation, les fleuves, la biogéochimie marine, la chimie atmosphérique, les calottes polaires, le cycle du carbone. Les modèles atmosphériques globaux utilisés pour les simulations climatiques sont généralement couplés avec un modèle océanique, les températures de surface de l'océan étant calculées par le modèle océanique à partir des flux en surface (rayonnement, flux turbulents) fournis par le modèle atmosphérique. Le *Climate Model Intercomparison Project (CMIP)*, créé en 1995, est un cadre expérimental pour l'étude des résultats des modèles couplés de circulation générale atmosphère-océan. L'objectif est de faciliter l'évaluation des forces et faiblesses des modèles afin d'améliorer le développement de futurs modèles. Par définition, l'objectif du CMIP est de mieux comprendre le fonctionnement du climat passé, présent et futur résultant de la variabilité naturelle et non forcée puis en réponse aux changements des forçages radiatifs dans un contexte multi-modèles (Figure 5) (Eyring *et al.*, 2016).

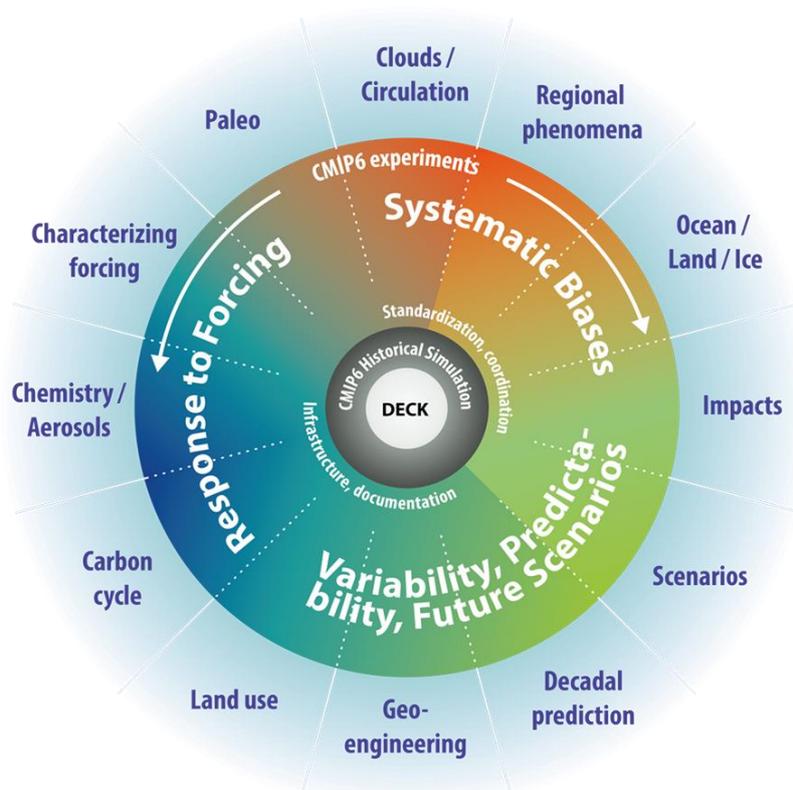


Figure 5. Aperçu du plan d'expérience et de l'organisation de la phase 6 du projet d'intercomparaison des modèles couplés (Coupled Model Intercomparison Project Phase 6, CMIP 6) Source : Eyring et al. 2016

Les modèles climatiques globaux prenant en compte les forçages naturels et anthropiques sont la base de toute simulation du changement climatique mais leur résolution spatiale trop faible ne permet pas de répondre à des problématiques régionales (Flato *et al.*, 2014 ; Maurer et Hidalgo, 2008).

Les études d'impact du changement climatique à des échelles plus fines nécessitent des résolutions spatiales plus précises. Des méthodes de réduction d'échelles sont donc développées pour améliorer les résolutions spatiales des modèles globaux :

- **La réduction d'échelle dynamique** consiste à reproduire numériquement l'évolution des variables climatiques aux limites des GCM combinées à des forçages à l'échelle régionale (*Regional Climate Model*, RCM) (Giorgi, 2006, 2019 ; Giorgi et Gutowski Jr, 2015 ; Laflamme *et al.*, 2016 ; Tapiador *et al.*, 2020) divisée en :
 - Modèles climatiques régionaux **à aire limitée**
 - Modèles climatique globaux **à résolution variable**
- **La réduction d'échelle statistique** consiste à établir des relations empiriques entre les variables atmosphériques à grande échelle (prédicteurs) et les variables climatiques locales/régionales (prédicteurs) (Boé *et al.*, 2007 ; Maraun et Widmann, 2018).

La réduction d'échelle dynamique des projections climatiques présente l'avantage d'être dérivée des modèles globaux et donc, d'être basée sur les mêmes équations de physique de

l'atmosphère. Mais, celle-ci nécessite d'importantes capacités de calcul limitant ainsi la résolution spatiale. La réduction d'échelle statistique nécessite moins de capacité de calcul mais l'inconvénient est que la relation statistique n'est valable que pour les données dont elle est issue c'est-à-dire pour sur une période passée.

Ces approches dynamiques et statistiques de descente d'échelle des modèles globaux vers des modèles régionaux permettent d'obtenir une précision d'environ 10km (hormis des études bien spécifiques où des résolutions plus fines ont été atteintes). Par exemple, le programme CORDEX (*Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment*) produit des projections régionalisées du changement climatique sur l'ensemble de la planète (<https://cordex.org/>).

1.2.4 Scénarios du climat futur

Pour mieux évaluer les évolutions possibles du climat, plusieurs scénarios ont été élaborés. Ces scénarios intègrent des trajectoires possibles d'évolution des sociétés, générant des quantités variables d'émission de gaz à effet de serre. Ces émissions vont ensuite alimenter, comme variables de forçage, les modèles climatiques simulant le système climatique, permettant d'obtenir des projections quantifiées d'évolution du climat pour les décennies à venir (Figure 6).

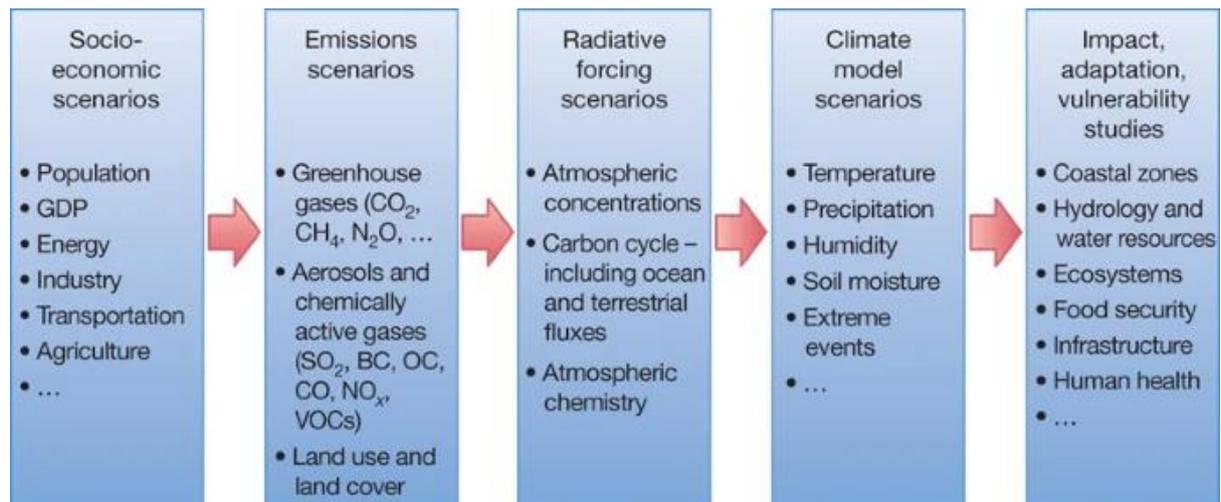


Figure 6. Causes et conséquences du changement climatique pour l'élaboration des scénarios du climat futur (Moss et al., 2010)

Des scénarios du changement climatique ont été établis en prenant en compte les évolutions de GES en lien avec les scénarios socio-économiques. Plusieurs séries de scénarios ont été réalisées suivant les différents CMIP et rapports du GIEC : 1) Second Report on Emission Scénario, SRES (Nakicenovic et al., 2000) ; 2) *Representative Concentration Pathway*, RCP (van Vuuren et al., 2011) et 3) *Shared Socio-economic Pathways*, SSP (O'Neill et al., 2016 ; Riahi et al., 2017) (Figure 7). Les RCP sont utilisés pour les simulations du climat futur dans le cadre du 5ème rapport du GIEC et du CMIP5. Ils prennent en compte plusieurs évolutions possibles définies par un certain niveau de population, un certain type d'industrie, de système énergétique, et la croissance en réponse à d'éventuelles politiques nationales et internationales. Tandis que les SSP ont été utilisés pour alimenter les modèles climatiques du CMIP6 et le 6ème

rapport du GIEC (O'Neill *et al.*, 2016 ; Riahi *et al.*, 2017). L'apport majeur du CMIP6 est un plus grand choix de scénarios permettant de proposer différentes trajectoires socio-économiques dont notamment un scénario prenant en compte les résultats de l'Accord de Paris avec l'objectif de limiter le réchauffement climatique à 1,5°C en 2100 par rapport aux niveaux préindustriels. Les SSP apportent des résultats proches de ceux générés par RCP mais avec un choix de trajectoires possibles plus important.

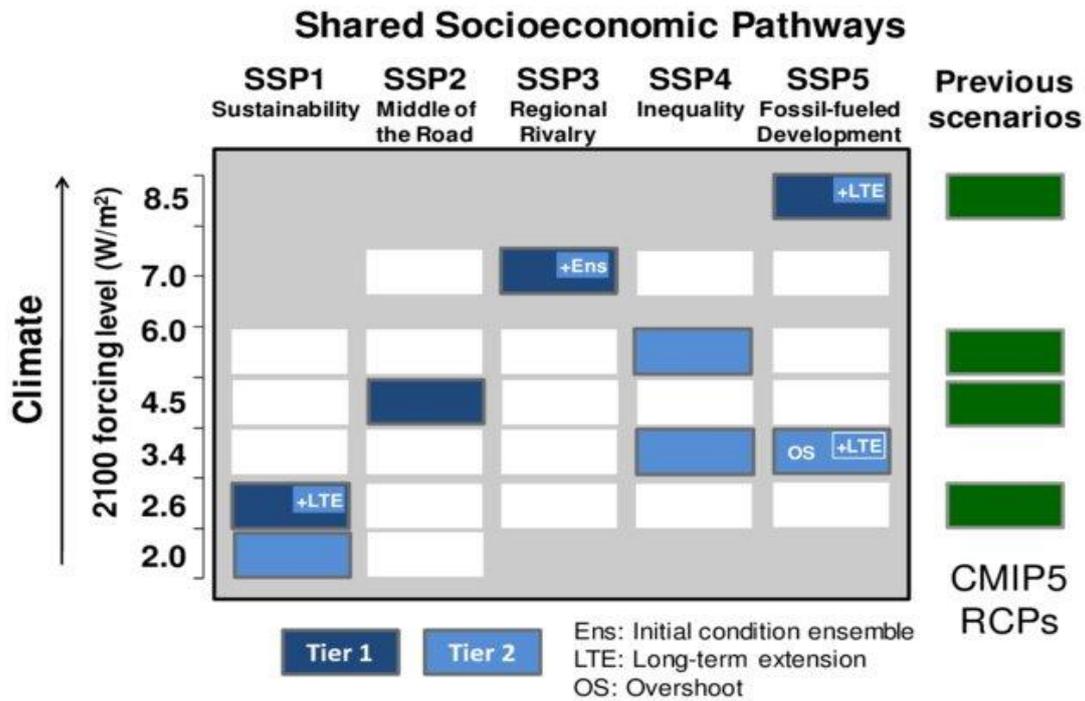


Figure 7. Matrice des scénarios du Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) du CMIP6. Chaque cellule est la combinaison de trajectoire socio-économique (SSP) en colonnes et de scénarios climatiques basés sur une trajectoire de forçage radiatif en ligne (O'Neill *et al.*, 2016)

1.2.5 Enjeux de la modélisation climatique

Les données climatiques et les sorties des modèles climatiques sont aujourd'hui largement mobilisées au-delà des sciences du climat, notamment par la prise en compte grandissante du changement climatique par les politiques et acteurs décisionnels pour, notamment la mise en place de stratégies d'adaptation. Cependant, ces modèles climatiques comportent des limites qui doivent être connues et compréhensibles pour une utilisation maîtrisée de ces données. Les modèles climatiques font face à des enjeux et des besoins tels que i) la limitation des biais et des incertitudes, ii) l'amélioration des résolutions spatiales horizontales (océans et atmosphère) ou verticales (surface terrestre), et iii) une intégration plus fine des interactions entre les composantes du système climatique.

Les bases scientifiques du changement climatique sont bien établies, comme le démontrent les publications du GIEC ces dernières décennies, mais de nombreuses incertitudes persistent

notamment pour les projections climatiques. Les incertitudes peuvent être distinguées en trois catégories (Boé *et al.*, 2007 ; Foley, 2010 ; Jouzel *et al.*, 2014 ; Le Treut, 2003) telles que :

- i) les ***incertitudes scientifiques et techniques*** liées aux capacités des modèles climatiques à représenter le climat (équations du climat, capacité de calcul, résolutions) ;
- ii) les ***incertitudes de la variabilité naturelle du climat*** liées aux interactions des composantes ou à des phénomènes difficiles à modéliser (rares ou peu connus sous les effets du changement climatique) ;
- iii) les ***incertitudes liées aux prises de décisions politiques et évolutions des émissions*** de gaz à effet de serre.

La compréhension du système climatique et les performances de calcul évoluent ce qui permet d'améliorer la qualité des modèles. Les moyens de validation s'accroissent comme le déploiement des observations au sol (terrestre et océanique) et des observations par satellites qui offrent des données de plus en plus précises. Les performances de chaque modèle sont donc évaluées selon plusieurs critères tels que la capacité de la représentation du climat moyen, la capacité à reproduire les caractéristiques saisonnières ou la capacité à prendre en compte les évolutions récentes comme l'augmentation des températures (Flato *et al.*, 2014). La diversité des modèles disponibles et leurs variabilités de résultats sont liées à des représentations différentes mais aussi aux incertitudes contenues dans la modélisation, ce qui encourage à utiliser conjointement plusieurs modèles.

Dans ce contexte, O' Neill *et al.* (2020) ont évalué le cadre des scénarios du changement climatique mis en place depuis une dizaine d'année. Cette étude synthétise les aspects positifs et les défis que relèvent la conception, l'application et l'utilisation des scénarios, en proposant une vingtaine de recommandations. L'intégration des incertitudes s'améliore notamment par une approche plus cohérente et co-construite au niveau mondial, que ce soit par des projets comme le CMIP (O' Neill *et al.*, 2016 ; Tebaldi *et al.*, 2021) ou les rapports d'évaluation du GIEC qui apportent une information sur la probabilité des résultats synthétisés et des évolutions possibles (Masson-Delmotte *et al.*, 2018 ; Pörtner *et al.*, 2019 ; Shukla *et al.*, 2019). Par exemple, le dernier rapport publié par le GIEC sur « *Les bases physiques* » de l'évaluation AR6 a mentionné :

“Par rapport à 1850-1900, la température moyenne à la surface du globe entre 2081 et 2100 sera très probablement plus élevée de 1,0°C à 1,8°C dans le scénario de très faibles émissions de GES (SSP1-1.9), de 2,1°C à 3,5°C dans le scénario intermédiaire. 1,8°C dans le scénario de très faibles émissions de GES envisagé (SSP1-1.9), de 2,1°C à 3,5°C dans le scénario intermédiaire de (SSP2-4.5) et de 3,3°C à 5,7°C dans le scénario d'émissions de GES très élevées (SSP5-8.5). La dernière fois que la température à la surface du globe a été maintenue à 2,5°C ou plus au-dessus de la période 1850-1900 remonte à plus de 3 millions d'années (confiance moyenne).”

L'utilisation d'intervalles de températures et de gradients pour déterminer le niveau de confiance des résultats permet de prendre en compte des incertitudes des projections climatiques pour les scientifiques comme pour les décideurs.

Enfin, la modélisation climatique à des résolutions plus fines est l'un des enjeux majeurs des prochaines décennies. En effet, l'amélioration des résolutions spatiales et temporelles des modèles climatiques est largement étudiée. En parallèle, de nombreuses méthodes ont été développées pour corriger les biais des modèles notamment pour les approches de descente d'échelle (Bruyère *et al.*, 2014 ; François *et al.*, 2020 ; Kashinath *et al.*, 2021 ; Maraun, 2016 ; Navarro-Racines *et al.*, 2020). Pour conclure, la modélisation numérique du climat passé et des projections futures a été grandement améliorée mais comporte des incertitudes et des biais. L'utilisation des modèles climatiques doit être conjointe avec une identification de ces limites qui sont largement étudiées et en constante réduction.

Le changement climatique global, et particulièrement la hausse des températures, nécessite d'être étudié aux échelles les plus fines pour établir des mesures d'adaptation et d'atténuation en lien avec le territoire. Particulièrement influencée par le climat, la capacité d'adaptation des agrosystèmes est une question centrale à différentes échelles du territoire jusqu'à la plante. Dans ce contexte, étudier le lien entre climat et viticulture à différentes échelles est très pertinent puisque la vigne et le vin sont fortement tributaires du climat notamment au niveau de la croissance de la plante et des caractéristiques des vins. Les capacités d'adaptation de la vigne au changement climatique offrent également la possibilité de mise en place de stratégies d'adaptation pour la profession viticole (Ollat et Touzard, 2014b ; Aigrain *et al.*, 2019).

1.3 La viticulture : impacts et enjeux face au changement climatique

1.3.1 Contexte du changement climatique en agriculture

Les enjeux du secteur agricole face aux changements climatiques sont multiples. D'une part, le secteur AFOLU (Agriculture, Forceries et autres usages des terres) est l'un des secteurs émettant le plus d'émissions anthropiques de gaz à effet de serre représentant 23% de 2007 à 2016. D'autre part, il est aussi considéré comme l'un des secteurs les plus sensibles face aux perturbations climatiques et aux événements extrêmes (Shukla *et al.*, 2019). En effet, pour subvenir aux besoins alimentaires, l'agriculture représente l'occupation du sol majoritaire à l'échelle mondiale. Dans ce contexte, l'observation et la modélisation climatique sont utilisées depuis plusieurs décennies pour 1) suivre l'évolution du climat passé et 2) étudier les scénarios du climat futur dans le but commun d'établir des mesures d'adaptation et d'atténuation face aux enjeux de la filière agricole (Howden *et al.*, 2007). La variabilité climatique, amplifiée par le changement climatique, impacte la production agricole et les rendements (Porter *et al.*, 2014 ; Porter et Semenov, 2005 ; Ray *et al.*, 2015) et selon les projections entraînerait des extrêmes climatiques plus intenses et fréquents (Lesk *et al.*, 2016 ; Osborne et Wheeler, 2013 ; Wheeler et Von Braun, 2013). En réponse à ces enjeux majeurs, les services climatiques mis en place depuis quelques années sont un moyen pour diffuser et rendre accessible l'information et les données produites par la communauté scientifique sur le changement climatique (*Euro-Cordex, Copernicus Climate Change Services, DRIAS, ...*).

1.3.2 Pourquoi étudier la vigne ?

Le secteur agricole fait face à des enjeux environnementaux et de sécurité alimentaire importants à l'échelle du globe, c'est pourquoi la communauté scientifique évalue les impacts du changement climatique et élabore des scénarios d'adaptation et d'atténuation (Shukla *et al.*, 2019). La filière viti-vinicole apparaît comme une opportunité de suivre et d'évaluer les impacts du changement climatique à travers différentes régions du monde. La viticulture est utilisée comme un indicateur du changement climatique historique et se mobilise pour l'élaboration de stratégies d'adaptation pour le futur (Mosedale *et al.*, 2016). L'étude de la vigne a été choisie pour différentes raisons : 1) la vigne est plantée pour plusieurs décennies, il est donc possible de suivre sur du long terme l'impact du climat sur la phénologie et les caractéristiques des raisins sur les mêmes plantes 2) les potentialités d'application à la vigne dû à son implantation mondiale reflètent un large panel de terroir et une large diversité de climats régionaux, 3) La filière fait figure de proue dans les études d'impacts et les stratégies d'adaptations au changement climatique avec une littérature abondante.

Jusqu'au début des années 2000, les effets du changement climatique sur la majorité des régions viticoles produisant des vins de haute qualité étaient plutôt ressentis positivement avec des effets bénéfiques sur la qualité des vins (ex : effet de la température sur une meilleure maturation des raisins, etc.) et des millésimes de qualité plus fréquents (Jones *et al.*, 2005). Au début des années 2000, la filière viticole a pris conscience des enjeux du réchauffement climatique pouvant affecter de manière positive ou négative les régions viticoles. Les études se multiplient sur l'analyse des effets du changement climatique de l'échelle globale, pour comprendre les mécanismes climatiques qui influencent l'échelle des terroirs viticoles déterminant la spécificité de chaque vin. Depuis des décennies, le rôle du climat sur la vigne et depuis les années 2000 les impacts du changement climatique sont étudiés en viticulture.

1.3.3 Historique et production mondiale

A l'échelle mondiale, la surface du vignoble destinée à la production de raisins de cuve, raisins de table ou raisins secs représente en 2018 environ 7,4 millions d'hectares (mha) dont 11% représentés par le vignoble français, soit le troisième pays producteur en terme de surface cultivée. En 2018, la production mondiale de vin représente 292 mhl, dont 48.6 mhl issue de la production française (2ème pays producteur), et la consommation mondiale représente 246 mhl, dont 26.8 mhl par la consommation française (2ème pays consommateur) (2019 Statistical Report on World Vitiviniculture, OIV). A l'échelle nationale, le vignoble français représente 1,4% du territoire et 3% des terres arables soit une surface de production d'environ 800 000 ha (FranceAgrimer). Les limites de la culture de la vigne sont définies par des conditions climatiques précises dont la durée de l'ensoleillement et les conditions hydriques et thermiques (Galet, 2000). Aujourd'hui, la production de la vigne se situe dans les zones géographiques entre 30° à 50°N dans l'hémisphère nord et entre 30° à 40°S dans l'hémisphère Sud avec des températures moyennes annuelles variant entre 12° et 22°C (Gladstones, 1992 ; Schultz et Jones, 2010). Chaque région viticole a ses spécificités historiques, climatiques, de production

et topographiques qui déterminent la typicité et la qualité des vins. La combinaison de ces composantes du milieu naturel et des facteurs humains définit le terroir d'une région viticole.

1.3.4 Notion de terroir

Le concept de terroir est ancré depuis longtemps dans la filière viti-vinicole et est largement utilisé par les scientifiques, mais également dans le monde de l'industrie du vin comme outil pour accroître la compétitivité et valider les qualités du vin (Priori *et al.*, 2019). Cette notion fait toujours débat et les difficultés de compréhension sont évoquées dans plusieurs études (Brillante *et al.*, 2020 ; Priori *et al.*, 2019). Cette notion est évolutive selon les disciplines et n'est pas universelle. L'Organisation Internationale de la vigne et du vin (OIV) a proposé une définition en 2010 : "*Le terroir vitivinicole est un concept qui se réfère à un espace sur lequel se développe un savoir collectif des interactions entre un milieu physique et biologique identifiable et les pratiques vitivinicoles appliquées, qui confèrent des caractéristiques distinctives aux produits originaires de cet espace. Le terroir inclut des caractéristiques spécifiques du sol, de la topographie, du climat, du paysage et de la biodiversité*" (résolution OIV/Viti 333/2010). Le terroir, défini comme un écosystème interactif par Seguin (1986), a été largement étudié pour démontrer l'importance de la prise en compte des interactions entre le climat, le sol et la plante (Figure 8). L'approche pour étudier les relations entre les particularités du terroir et du vin dépend de l'échelle, car différents facteurs influencent les choix agricoles et le développement de la vigne au niveau régional ou intra-vignoble (Vaudour, 2002). Les composantes du milieu naturel (climat, sol et plante) forment un équilibre qui doit être étudié et géré dans sa globalité (van Leeuwen *et al.*, 2010). Cet équilibre interagit aussi avec l'intervention de l'Homme qui nécessite d'utiliser une approche systémique des interactions Homme/Milieu pour étudier le terroir (Quénol, 2014 ; van Leeuwen *et al.*, 2004). De la parcelle au chai, les nombreuses interventions humaines influencent le développement de la vigne ainsi que la qualité et le style du vin. En effet, l'homme joue un rôle majeur et peut orienter l'expression du terroir par ses décisions de gestion, ses pratiques culturales ou ses choix de matériel végétal.

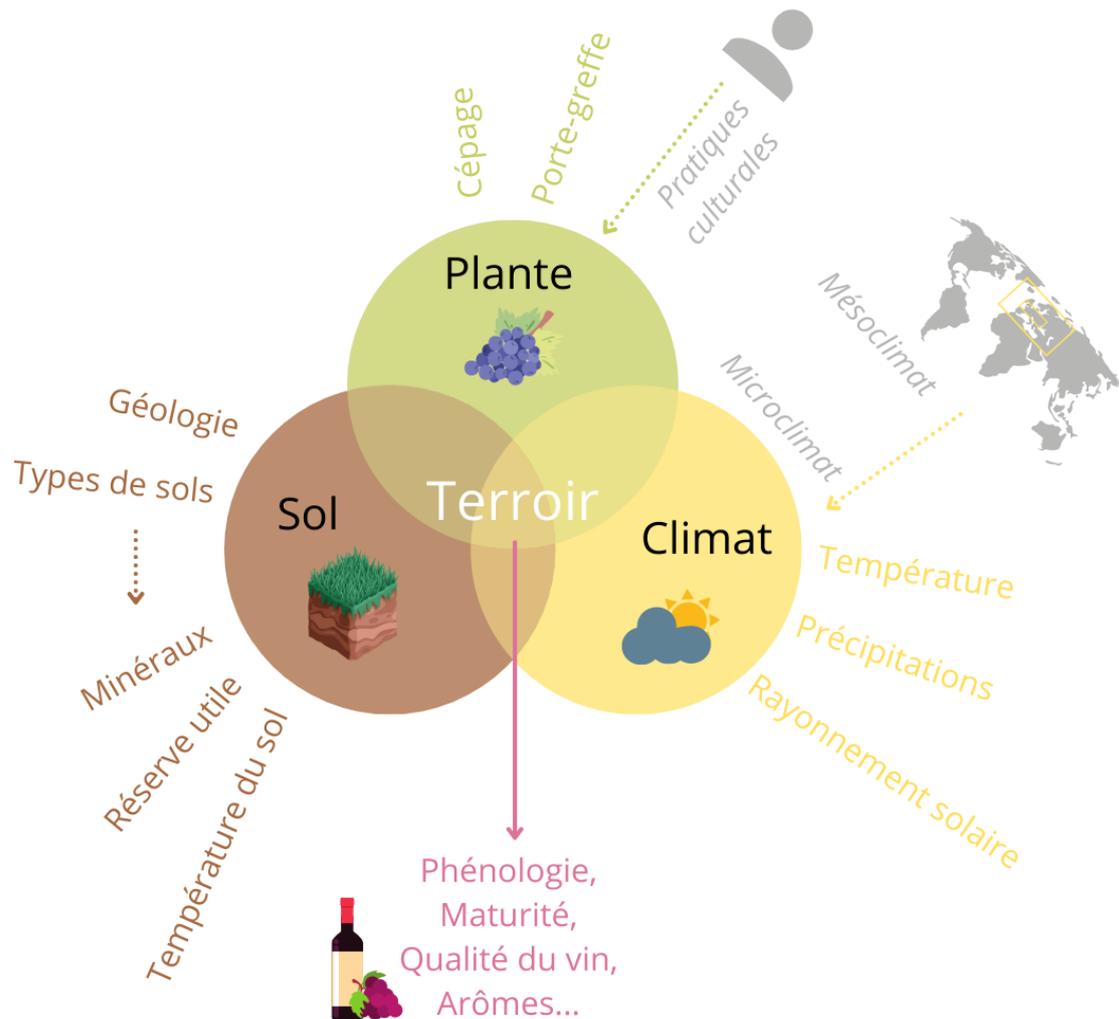


Figure 8. Approche schématique du concept de terroir viticole et des interactions des composantes de la Plante, du sol et du climat

↳ La Plante

La composante du matériel végétal inclut le porte-greffe et le cépage. Le cépage est choisi principalement en fonction de son adaptation selon les critères thermiques et hydriques du sol en combinaison avec les conditions climatiques régionales et du microclimat. Le choix du cépage peut être déterminé en combinaison avec d'autres facteurs tels que l'histoire du vignoble, les critères de production du terroir, la productivité et la demande des consommateurs ont aussi un rôle. La culture de la vigne est principalement effectuée dans les régions ayant des températures moyennes comprises entre 12-13°C et 22-24°C sur la période de croissance qui est d'avril à octobre dans l'hémisphère nord et d'octobre à avril dans l'hémisphère sud (Schultz et Jones, 2010). Le développement de la vigne inclut un cycle reproducteur étalé sur deux ans et un cycle végétatif sur une année déterminé majoritairement par les conditions climatiques (Fraga *et al.*, 2012) (Figure 9). Le cycle de reproduction régit plusieurs propriétés qualitatives et quantitatives dont le nombre de grappes l'année suivante. Le cycle végétatif comprend une période de dormance et une période de croissance déclinée en stades de croissance de la

phénologie. Jones (2006) a défini des limites de températures moyennes annuelles pour plusieurs cépages (Annexe 2).

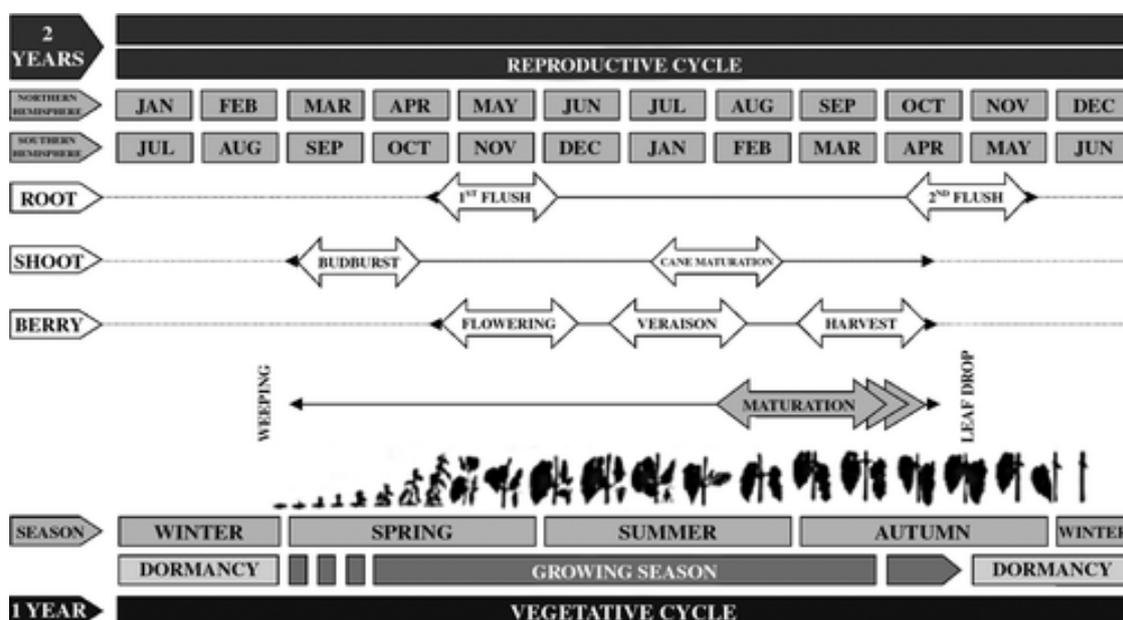


Figure 9. Cycle végétatif et stades phénologiques de la vigne. (Eichorn et Lorenz, 1977; Magalhães, 2008).

↳ *Le Sol*

Le sol est naturellement un facteur important pour le bon fonctionnement de la croissance de la vigne et a un impact sur le type et la qualité du vin. Ainsi la diversité des types de sols combinée aux autres composantes du terroir génère une diversité de vins (Renouf *et al.*, 2010). Le sol modifie la phénologie et le développement de la vigne, ainsi que les caractéristiques de la maturation et de la composition du raisin (van Leeuwen *et al.*, 2004). La vigne prélève des minéraux dans le sol, principalement de l'azote. Les facteurs pédologiques, types de sols, température du sol, la disponibilité en eau ou la disponibilité en azote ont un impact sur la physiologie de la vigne et la composition du raisin. Des indicateurs de l'état hydrique et azoté de la vigne ont été développés ces dernières décennies (Cifre *et al.*, 2005 ; van Leeuwen *et al.*, 2009). Ces facteurs peuvent être cartographiés pour mesurer et adopter une meilleure gestion de l'expression de la composante "sol" du terroir (van Leeuwen *et al.*, 2018, 2020b).

↳ *Le Climat*

Le climat est considéré comme "une composante fondamentale du terroir et influe largement sur les caractéristiques physiologiques et agronomiques de la vigne (performances, composition des raisins, des vins ou d'autres produits de la vigne non fermentés) et sur la qualité finale de leurs produits" (OIV, 2015). La température de l'air, les précipitations et le rayonnement solaire sont les variables climatiques principales qui impactent majoritairement le développement de la vigne et la composition du raisin.

La **température de l'air** est la variable essentielle et le facteur limitant pendant la saison végétative de la vigne et rythme son développement par la succession des stades phénologiques (Jones, 2006). La base thermique de croissance de la vigne, aussi appelée le zéro végétatif, est

une température souvent fixée à 10°C et déclenche son cycle végétatif après la période de dormance hivernale (Amerine et Winkler, 1944). La vigne a une bonne capacité d'adaptation face aux variations climatiques mais reste sensible à de nombreux risques liés aux événements climatiques extrêmes. La sensibilité aux températures basses va varier suivant le stade phénologique de la plante. Des températures en deçà de -20°C peuvent entraîner la mort du cep pendant la phase de dormance (Reynier, 2011). A partir du débourrement, des températures en dessous de -2,5°C, peuvent engendrer des conséquences importantes sur la qualité et la quantité de la récolte (Branas, 1974 ; Gladstones, 1992 ; Spellman, 1999). A l'inverse, des températures extrêmement élevées (>35°C) combinées à un rayonnement solaire important peuvent endommager les baies (par échaudage) et les feuilles (Gladstones 1992) et influencer sur la production d'anthocyanes (Conde *et al.*, 2016). La température de l'air joue donc un rôle primordial sur 1) le développement de la vigne et par conséquent ses stades phénologiques (Cortázar-Atauri *et al.*, 2017 ; Parker *et al.*, 2011, 2013, 2020 ; Webb *et al.*, 2007), 2) la composition du raisin (Mira de Orduña, 2010), 3) la teneur en sucre et l'acidité à la récolte (Coombe, 1986), 4) les arômes influencés par la température en fin de cycle végétatif (Falcão *et al.*, 2007 ; van Leeuwen *et al.*, 2020a ; van Leeuwen et Darriet, 2016).

Les **précipitations** sont une ressource clé pour recharger la réserve utile d'eau pendant la période hivernale et participent à l'équilibre du bilan hydrique (Tonietto et Carbonneau, 2004). Les besoins en eau de la vigne restent modérés au cours de la saison de croissance phénologique. Au contraire, d'importants cumuls de précipitations entraînent des effets négatifs sur le développement de la vigne et la qualité du vin (Pellegrino *et al.*, 2005 ; van Leeuwen *et al.*, 2009 ; van Leeuwen et Darriet, 2016 ; Vaudour *et al.*, 2015). Selon van Leeuwen *et al.* (2009), dans le cas où les précipitations sont particulièrement faibles (<400 mm/an) ou réparties irrégulièrement sur l'année et que les sols sont peu profonds ou pierreux, l'irrigation nécessaire doit être effectuée très précisément pour ne pas provoquer de dommages. Le suivi de l'état hydrique de la vigne et plus précisément de son déficit hydrique est nécessaire pour obtenir des vins de haute qualité (Pellegrino *et al.*, 2005). Les phases de stress hydrique, au-delà d'un seuil de tolérance thermique de la vigne, ont des impacts importants selon leur durée et intensité (Jones et Alves, 2012). Une étude récente a été menée sur l'analyse des effets des variations locales des précipitations sur la production quantitative et qualitative des raisins (Bois *et al.*, 2020). La structure spatiale de l'état hydrique de la vigne à l'échelle locale n'est pas seulement expliquée par le sol mais aussi par la variabilité locale des précipitations. Peu d'études sont consacrées à cet axe, mais des perspectives ont été établies dans cette étude pour modéliser le bilan hydrique en prenant en compte le climat, le matériel végétal, la gestion et les propriétés du sol qui apporteraient une meilleure compréhension du fonctionnement hydrique de la vigne.

Le **rayonnement solaire** joue un rôle, d'une part, dans le bilan radiatif dépendant en partie du rayonnement solaire entrant, qui influence des variations des températures de l'air et de surface, et par conséquent impacte le processus d'évaporation (Priestley et Taylor, 1972). D'autre part, le rayonnement solaire détermine la lumière entrante utile pour l'activité photosynthétique jouant un rôle dans la maturation et la composition du raisin. Les données sont disponibles dans les relevés météorologiques mais peuvent aussi être estimées à partir de certaines séries temporelles d'images satellitaires dont l'évolution est résumée par Huang *et al.* (2019). Il impacte également d'autres variables climatiques et joue donc un rôle important dans le

microclimat. La variabilité du rayonnement et ses effets dans le vignoble dépend aussi des facteurs topographiques et de la structure de la canopée (Bois *et al.*, 2008).

Le climat est la composante la plus variable au cours de la saison végétative de la vigne, entre les millésimes et va majoritairement conditionner les évolutions de la filière. L'équilibre des composantes du terroir est variable selon les régions et peut être temporellement évolutive. Le matériel végétal n'évolue que si le cépage ou le porte greffé ne sont plus adaptés aux conditions climatiques ou au type de sol. De plus, il est tributaire de l'intervention humaine. Les types de sols ont une variabilité temporelle faible, mais leurs compositions (minéraux, réserve utile, température du sol) peuvent évoluer en partie en fonction de la composante climatique. Enfin, les interactions vigne-climat ont été largement étudiées ces dernières décennies et nécessitent des données climatiques pour mieux comprendre leurs effets aux différentes échelles spatiales et temporelles. Le réchauffement climatique et plus particulièrement l'augmentation des températures ont des effets directs sur la vigne tels que :

- 1) ***des conséquences sur la qualité et la typicité du vin*** (Jones *et al.*, 2004 ; van Leeuwen *et al.*, 2009 ; Webb *et al.*, 2008)
- 2) ***des impacts sur le développement et changements dans les stades phénologiques et la composition des baies*** (de Rességuier *et al.*, 2020 ; Fraga *et al.*, 2016b ; Jones et Davis, 2000 ; Parker *et al.*, 2011, 2013, 2020 ; Tomasi *et al.*, 2011)
- 3) ***des impacts positifs ou négatifs selon les régions viticoles*** (Cortázar-Atauri *et al.*, 2017 ; Fraga *et al.*, 2013a ; Jones *et al.*, 2005 ; Jones et Webb, 2010 ; QuénoI, 2014 ; Santos *et al.*, 2020, 2021)
- 4) ***des variations climatiques dans une même région viticole sous l'influence de l'environnement local et du contexte topographique*** (Le Roux, 2017 ; QuénoI, 2011)

1.3.5 Les indices agroclimatiques et le zonage viticole

Les effets du changement climatique sont évalués à partir des variables qui influencent le comportement et le développement de la vigne. De nombreux indices agroclimatiques ont été développés et sont largement utilisés par la communauté scientifique pour analyser les évolutions dans une région viticole mais aussi de la comparer aux autres régions. Ces indices développés pour intégrer les interactions plante-atmosphère sont basés sur les températures, les précipitations, le rayonnement solaire, l'état hydrique et les stades phénologiques (Jones et Alves, 2012). Le climat moyen et les conditions climatiques adaptées à la culture de la vigne ont été initialement évalués à partir des indices bioclimatiques (Amerine et Winkler, 1944 ; Huglin, 1978). Des indices écophysologiques plus récents, basés sur des modèles phénologiques, prennent en compte la physiologie de la vigne suivant les types de cépages et sont plus adaptés pour les simulations futures du climat (Parker *et al.*, 2011, 2013, 2020).

La majorité des indices sont basés sur **le cumul de températures** à l'échelle de la saison ou mensuelle, comme les indices simples de degrés de croissance (Figure 10 et Annexe 4).

- L'indice ***Growing Season Temperature*** (GST) est basé sur la température moyenne de la saison de croissance qui permet de classer les millésimes ou les régions en quatre classes thermiques : “Cool climate” de 13 à 15°C, “Intermediate” de 15 à 17°C, “Warm” de 17 à 19°C et “Hot” de 19 à 21°C (Jones, 2006). Pour chacune de ces classes sont associés plusieurs cépages adaptés à cet intervalle moyen de température annuelle (Annexe 2).
- L'indice de ***Winkler*** (WI) est un cumul des degrés-jours de croissance (**Growing Degree Days**, GDD) où la température moyenne est supérieure à 10°C pendant la saison de croissance. Cet indice permet de classer les régions viticoles en 5 classes de climats viticoles (Amerine et Winkler, 1944). Les valeurs de GDD permettent de suivre à l'échelle journalière l'évolution des températures moyennes, qui, à la fin de saison correspondent à l'indice de Winkler.
- L'indice héliothermique de ***Huglin*** (HI) est aussi basé sur le cumul de degrés-jours, mais intègre les températures moyennes et les températures maximales supérieures à 10°C pendant la saison de croissance sauf le mois précédent la récolte. Cet indice prend en compte la durée du jour par un coefficient pour donner un poids à la durée d'ensoleillement moyen, il dépend de la latitude de la région viticole (Huglin, 1978).
- D'autres indices plus spécifiques ont été développés comme l'indice de fraîcheur des nuits (Cool Night Index, CI) basé sur la moyenne des températures minimales au cours du mois précédant la récolte qui renseigne sur la maturation des baies et les potentialités aromatiques (CI, (Tonietto et Carbonneau, 2004)) ou les Degrés-jours biologiquement actifs (BEDD, (Gladstones, 1992)).

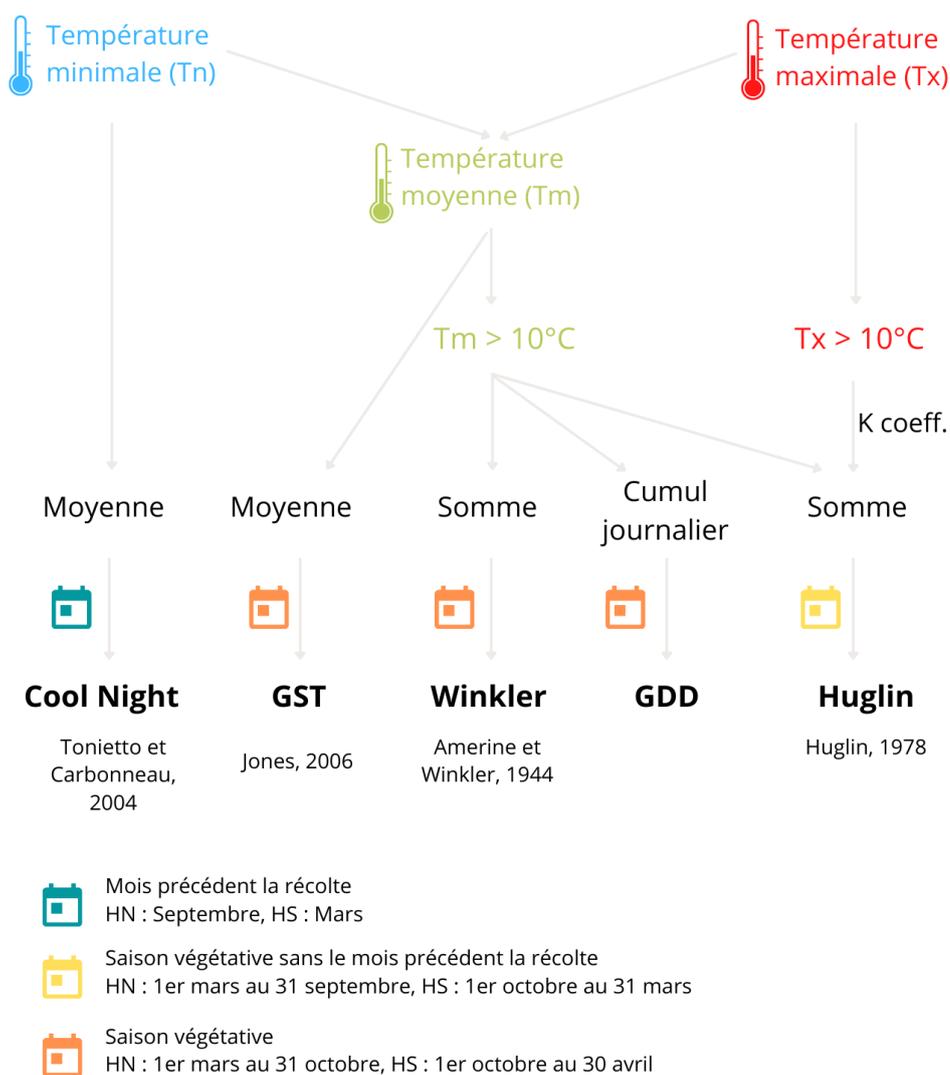


Figure 10. Indices bioclimatiques principaux basés sur la température. HN : Hémisphère Nord, HS : Hémisphère sud

D'autres indices prennent en compte les **précipitations** utilisées dans plusieurs études récentes (Bois *et al.*, 2020 ; Fraga *et al.*, 2014 ; Koufos *et al.*, 2014), ou des indices physiologiques liés à l'état hydrique des plantes (Brillante *et al.*, 2016 ; Leibar *et al.*, 2015). Enfin, certains indices incluent d'autres variables climatiques telles que la quantité d'évaporation (Laget *et al.*, 2008) (Laget *et al.*, 2008), l'humidité de l'air et la vitesse du vent (Carey *et al.*, 2008) qui n'ont été prises en compte que dans une mesure limitée. Plus récemment, des indices agroclimatiques issus des modèles de phénologie ont été développés. Ces modèles prennent en compte **la température de l'air pour estimer certains stades de croissance de la vigne**. Les sommes thermiques permettent d'identifier pour un large panel de cépages les dates de floraison et de véraison (Parker *et al.*, 2011, 2013) et plus récemment la maturité (Parker *et al.*, 2020). Ces indices semblent beaucoup plus robustes car ils prennent en compte la physiologie de la vigne.

Le terroir est issu des interactions entre les composantes du climat, du sol et de la plante. La composante climatique va varier suivant l'échelle spatiale d'analyse. A l'échelle locale, celle de la plante, le climat va être la résultante des interactions rétroactives entre les échelles climatiques globales à locales.

1.4 Enjeux de la profession viticole face au changement climatique

1.4.1 Imbrication des échelles spatiales climatiques : du global au local

La prise en compte des échelles spatiales et temporelles et de leurs interactions est essentielle pour les études climatiques appliquées à la viticulture. Les échelles larges permettent d'évaluer les aptitudes climatiques pour la culture de la vigne tandis que les échelles les plus fines permettent d'intégrer la notion de terroir qui détermine la typicité et la qualité des vins (Quénol, 2014). Les conditions climatiques déterminent le fonctionnement de la vigne, par conséquent l'imbrication des échelles spatiales du climat jouent un rôle essentiel en viticulture (Neethling, 2016) (Figure 11).

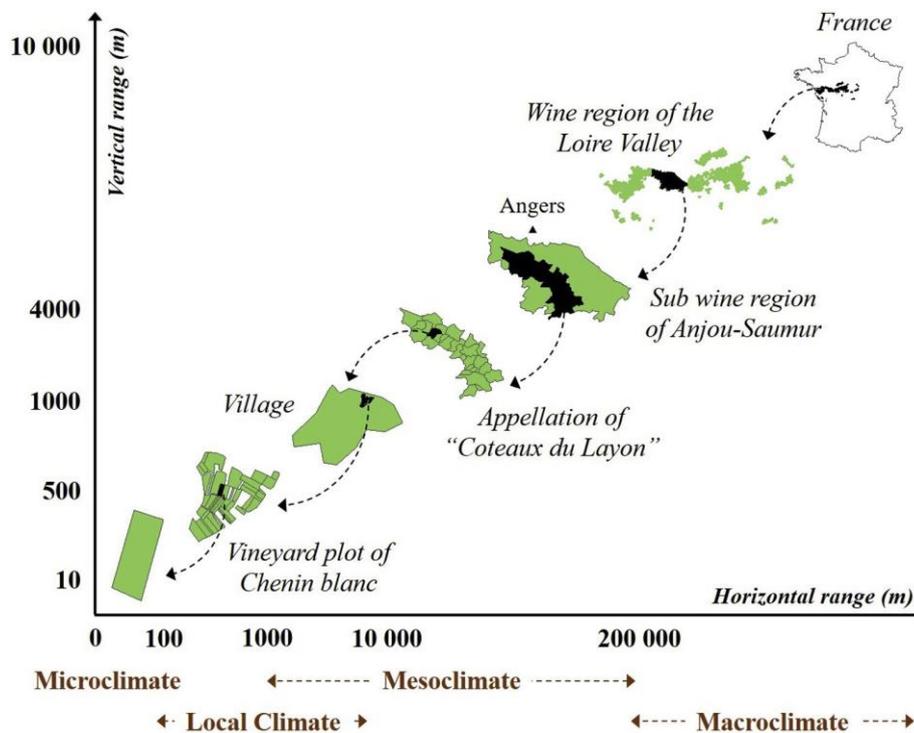


Figure 11. « Exemple de la représentation schématique des différents niveaux spatiaux de la viticulture pour le cv. Chenin blanc dans la vallée de la Loire, en France, du niveau national au niveau de la parcelle » (Neethling, 2019)

Les interactions des composantes du terroir rendent la viticulture vulnérable face aux effets du changement climatique (Quénol, 2014 ; van Leeuwen *et al.*, 2004). Face à ces effets, les enjeux de la filière sont nombreux, à la fois pour les régions viticoles où les impacts sont jusqu'à présent positifs ou à l'inverse pour celles qui sont menacées (Schultz et Jones, 2010). Les impacts du changement climatique ont été largement étudiés notamment l'effet des températures de l'air, du sol, des précipitations sur le développement et de la phénologie de la vigne ou de la composition des vins. Les variations de la composante climatique s'effectuent sur des échelles temporelles et spatiales beaucoup plus restreintes. Le suivi de son évolution est nécessaire pour comprendre comment anticiper les projections futures. Les enjeux de la

profession viticole sont d'évaluer les impacts liés au changement climatique et d'élaborer des mesures d'adaptation et d'atténuation pour établir une viticulture durable. Les régions viticoles connaissent une évolution des conditions thermiques, hydriques et des événements météorologiques extrêmes (sécheresses, vagues de chaleur, gelées printanières et tardives, orages, épisodes de grêle) qui peuvent varier fortement en fonction de la localisation. Une meilleure compréhension des mécanismes régissant le climat aux échelles les plus fines est alors primordiale pour faciliter l'adaptation de la filière aux futures conditions climatiques.

A l'échelle globale, les limites géographiques de la culture de la vigne ont déjà évolué sous les effets du changement climatique, et cette tendance va se poursuivre dans les décennies à venir. A l'échelle des principales régions viticoles, l'augmentation de la moyenne des températures de l'air de la saison de croissance a augmenté de 1,3°C entre 1950 à 1999 et de 1,7°C de 1950 à 2004 (Jones *et al.*, 2005). Les conditions atmosphériques globales déterminent aussi les échelles climatiques inférieures engendrant une redistribution des climats régionaux et locaux (Oke, 1987 ; Parcevaux et Huber, 2007 ; Quénol et Bonnardot, 2014).

A l'échelle d'une région viticole, les conditions atmosphériques déterminent les critères de cultures comme le choix du cépage et influencent le développement de la vigne (Jones *et al.*, 2005, 2009 ; Tonietto et Carbonneau, 2004). Depuis les années 2000, de nombreuses études ont permis de mieux comprendre les effets des conditions climatiques du développement de la vigne et des délimitations spatiales des potentialités climatiques de la viticulture (Hall et Jones, 2010 ; Santos *et al.*, 2012) notamment par la cartographie des indices bioclimatiques (Amerine et Winkler, 1944 ; Huglin, 1978 ; Parker *et al.*, 2011 ; Tonietto et Carbonneau, 2004). Les données climatiques couplées aux modèles climatiques ont permis d'analyser le climat passé et de projeter le climat futur en fonction des scénarios du changement climatique. De nombreuses études sont basées sur ces données pour analyser les impacts du climat sur la phénologie (Duchêne *et al.*, 2010 ; Parker *et al.*, 2011 ; Sturman *et al.*, 2014 ; Webb *et al.*, 2007 ; Xu *et al.*, 2012) et les rendements (Fraga *et al.*, 2016a ; Fraga et Santos, 2018). D'autres études se sont focalisées sur la modélisation du climat passé et futur en estimant les potentialités de culture avec les indices bioclimatiques (Fraga *et al.*, 2013b ; Hannah *et al.*, 2013 ; Irimia *et al.*, 2019 ; Moriondo *et al.*, 2013 ; Quénol, 2014 ; Santos *et al.*, 2012), ou pour simuler des scénarios des pratiques viticoles et stratégies d'adaptations (Neethling, 2016 ; Neethling *et al.*, 2017 ; Tissot *et al.*, 2019 ; van Leeuwen et Darriet, 2016).

L'utilisation des données de modèles climatiques régionaux reste limitée par le manque de données à des **résolutions spatiales plus fines** car la résolution spatiale des modèles n'est pas adaptée pour être utilisée par les viticulteurs (Dunn *et al.*, 2015). Pour s'adapter, la profession viticole a besoin de mieux comprendre les impacts du changement climatique à l'échelle locale.

A l'échelle locale, les variabilités sont influencées par les échelles climatiques supérieures et amplifiées par le paysage local qui regroupe les facteurs liés à l'occupation du sol, la proximité à des éléments anthropiques ou naturels comme des surfaces en eau ou de végétation, et à la topographie comme la pente, l'altitude, l'exposition, etc (Gladstones, 1992). L'ensemble des éléments du paysage engendrent une diversité de climats locaux qui engendrent des variabilités des conditions climatiques locales parfois supérieures à celles observées aux échelles régionales (Bonnefoy, 2013 ; Quénol, 2011, 2014). L'imbrication de

ces échelles spatiales est indispensable dans la compréhension des effets du changement climatique et l'élaboration de la modélisation climatique puisqu'elles sont indépendantes et se répercutent les unes sur les autres (Neethling, 2016 ; Neethling *et al.*, 2017). Des réseaux de mesures spécifiques à ces échelles ont été mis en place pour pallier le manque de données plus fines des modèles climatiques. Les données d'observation climatiques utilisées sont issues de réseaux de stations météorologiques régionales ou de réseaux de capteurs de températures installés dans la canopée. Ces séries temporelles de données permettent d'observer localement et de manière ponctuelle, les variables climatiques comme la température de l'air, le vent, les précipitations ou l'humidité. Des études récentes ont mobilisé des données de réseaux de mesures pour développer des méthodes de spatialisation statistiques (Bonnefoy, 2013 ; Joly *et al.*, 2003 ; Le Roux *et al.*, 2017b ; Quénot *et al.*, 2017 ; Stahl *et al.*, 2006).

1.4.2 Enjeux de la modélisation climatique en viticulture

Les impacts du changement climatique en viticulture sont quantifiables *via* les méthodes de modélisation agro-climatique et l'étude des projections du changement climatique. Les méthodes de modélisation pour étudier les impacts du changement climatique sont spécifiques à chaque échelle d'analyse, c'est-à-dire du global au local (Neethling *et al.*, 2019 ; Quénot *et al.*, 2017). L'échelle étudiée dépend donc des données et des méthodes utilisées. Globalement, l'utilisation des modèles climatiques atmosphériques et des scénarios de projections climatiques sont restreints à l'échelle des régions viticoles, tandis que l'utilisation des réseaux de mesures sont plus adaptés à l'échelle locale, mais ne sont pas disponibles sur l'ensemble des régions (e.g. hormis certaines régions viticoles disposant de réseaux de stations météorologiques). Des méthodes de descente d'échelle ont été récemment étudiées pour affiner les modèles climatiques régionaux, mais demandent des ressources informatiques et de stockages importants, et sont aussi contraintes par de nombreux biais et incertitudes qui se cumulent plus la résolution s'affine. L'amélioration de ces méthodes et la compréhension de leur biais et incertitudes est essentielle dans le but d'établir des mesures d'adaptations et d'atténuations pertinentes pour les régions viticoles et adaptées à l'échelle régionale et locale (Metzger et Rounsevell, 2011 ; Neethling, 2016 ; van Leeuwen et Darriet, 2016).

Les enjeux de la modélisation climatique en viticulture portent sur le développement de méthodes robustes et reproductibles, à partir de données facilement accessibles, permettant de suivre les impacts du changement climatique dans l'ensemble des régions viticoles.

Après avoir positionné les enjeux de la profession viticole face au changement climatique, les outils et moyens d'adaptation de la filière, nous nous focaliserons sur la modélisation climatique à échelle locale étudiée depuis plusieurs années à travers des projets de recherches incluant une multitude d'acteurs et de régions viticoles. L'idée est de faire la cartographie de l'environnement scientifique pour introduire le sujet de cette thèse.

1.5 Contexte général et cadre thématique

L'environnement de recherche sur les études du changement climatique en viticulture englobe de nombreux projets de recherche à l'échelle nationale et pluridisciplinaire (Laccave) et à l'échelle internationale plus orienté sur la modélisation climatique et les mesures d'adaptations (Adviclim, IRP Vinadapt).

1.5.1 Recherche pluridisciplinaire sur le changement climatique de la filière vigne et vin en France

Le projet LACCAVE¹², mené depuis 2013 sur les vignobles français a porté sur l'adaptation à long terme au changement climatique pour la viticulture et l'œnologie. Ce projet coordonné par Nathalie Ollat (INRAE, UMR EGFV, ISVV) et Jean-Marc Touzard (INRAE, UMR Innovation) a pour but d'animer et de coordonner les recherches menées au travers de différentes disciplines (climatologie, génétique, écophysiologie, agronomie, œnologie, économie, sociologie) en appui des acteurs de la filière vigne et vin. Les objectifs principaux de ce programme ont été divisés en sept groupes de travail (Ollat et Touzard, 2014a). Ce projet a permis d'établir un état des connaissances des impacts du changement climatique tels que la phénologie, les rendements, les caractéristiques des raisins et la qualité des vins, les risques et résultats économiques et la localisation des vignobles et de proposer des mesures d'adaptation et d'atténuation à horizon 2050 (Ollat *et al.*, 2018 ; Ollat et Touzard, 2020).

1.5.2 Environnement scientifique de la thèse en modélisation climatique

Cette thèse est réalisée dans le cadre d'une succession de projets de recherche qui visent à étudier les effets du changement climatique sur les agrosystèmes et notamment le développement d'une approche de modélisation climatique à l'échelle locale prenant en compte les facteurs topo-climatiques.

→ « **Observation et spatialisation du climat des terroirs viticoles dans un contexte de changement climatique** » : ANR-JC07-194103 TERVICLIM (2008-2012)

Ce programme de recherche a eu pour objectif de mettre en place une méthodologie de mesures (météorologiques et agronomiques) et de modélisation spatiale du climat adaptée à l'échelle du terroir viticole, ce qui permet, d'une part, de définir le climat actuel du vignoble et d'autre part, d'apporter des réponses aux conséquences futures du changement climatique en procédant à une simulation adaptée.

¹<https://www.inrae.fr/actualites/laccave-dix-ans-recherche-partenariat-ladaptation-viticulture-au-changement-climatique>

² <https://www.inrae.fr/actualites/laccave-vins-adaptes-au-climat-demain>

Principaux apports : Ce projet a permis de mettre en place les protocoles “terrain” poursuivis par la suite dans les autres programmes. Au niveau de la modélisation climatique, la spatialisation des températures par méthode statistique linéaire a été appliquée (Bonnefoy, 2013).

→ « **Adaptation au changement climatique des terroirs viticoles. GICC TERADCLIM** » dans le cadre du GICC-MEEDM (2011-2013)

Dans la continuité de l'ANR-TERVICLIM, le projet TERADCLIM « Adaptation au changement climatique à l'échelle des terroirs viticoles » du programme GICC-2010 (MEEDM) a débuté en janvier 2011 pour se terminer en décembre 2013. Le programme GICC-TERADCLIM a eu pour objectif de mettre en place une méthodologie de modélisation spatiale du climat adaptée aux échelles fines afin d'apporter des réponses aux conséquences futures du changement climatique en procédant à une simulation adaptée.

Principaux apports : (1) Modélisation climatique à l'échelle des terroirs viticoles et intégration des scénarios du GIEC avec notamment la mise en relation entre la modélisation atmosphérique et la modélisation statistique ; (2) Premiers pas vers la réalisation de scénarios d'adaptation basés sur la variabilité locale du climat avec notamment la mise en place de la structure du SMA en Val de Loire et à Mendoza. (Neethling, 2016)

→ "ADapattation of Viticulture to CLIMate change : High resolution observations of adaptation scenarii for viticulture" LIFE13 ENV/FR/001512. (2014-2019)

L'objectif du projet européen LIFE-ADVICLIM³ a été de prouver que la gestion de l'adaptation des terroirs viticoles et inversement, de l'atténuation des émissions de GES doit être gérée au niveau de la parcelle. Pour démontrer l'intérêt d'une gestion locale, le projet développera des technologies adaptables à tous les territoires agricoles : un réseau de mesures, plateforme web qui permet aux viticulteurs d'évaluer les impacts du changement climatique à l'échelle locale, de simuler des scénarii d'adaptation au changement climatique (adaptation) et également grâce à un outil de calcul spécifique (de mesurer le bilan carbone de leurs techniques) et d'obtenir des conseils d'experts. Ces technologies seront expérimentées sur des sites pilotes viticoles européens (France, Roumanie, Allemagne et Angleterre).

Principaux apports : (1) Modélisation spatiale des températures et indices bioclimatiques à échelles fines avec méthode statistique non-linéaire (SVR) et intégration des sorties de modèles régionalisés du changement climatique (Le Roux, 2017) ; (2) scénarios d'adaptation au changement climatique à l'échelle du vignoble ; (3) évaluation du bilan carbone des scénarios d'adaptation

³ <https://www.adviclim.eu/fr/>

→ **"Adaptation de la filière vigne et vin aux enjeux environnementaux - Innovations et Recherche" - AVVENIR, financé par le CIVB (2018-2021)**

Dans un contexte marqué par la nécessité de réduire les intrants phytosanitaires et de s'adapter au changement climatique en cours, le projet AVVENIR⁴ a pour objectif général de développer une démarche pluridisciplinaire et pluri-échelle pour d'une part préciser les perspectives en matière de composition des raisins, et d'autre part évaluer au niveau local le potentiel adaptatif associé à l'environnement et aux acteurs de terrain. Ses objectifs spécifiques seront 1- de préciser les effets de températures élevées et de certaines caractéristiques agronomiques sur le potentiel qualitatif des raisins et des vins ; 2- de caractériser et de modéliser la variabilité des températures à une échelle fine pour l'ensemble de la Gironde viticole ; 3- de définir avec des acteurs locaux les conditions d'adoption de nouvelles pratiques pour répondre aux enjeux phytosanitaires et climatiques ; 4- de développer des outils de communication pour favoriser cette adoption.

Les projets ANR-TERVICLIM, GICC-TERADCCLIM et LIFE-ADVICLIM ont aussi permis d'acquérir des projets internationaux bilatéraux principalement en Amérique du Sud et en Nouvelle Zélande (Quénol, 2011). Les projets les plus récents en collaboration avec la Nouvelle-Zélande font partie du cadre scientifique de cette thèse.

→ **"Observation et modélisation climatique à l'échelle du vignoble dans le contexte du changement climatique" PICS VSC² (2016-2018)**

→ **«Climate Change and local scale». Programme Erasmus+ entre l'Université Rennes 2 et l'Université de Canterbury (Nouvelle Zélande) (2016-2018)**

→ **"Scénarios à haute résolution d'adaptation des agrosystèmes au changement climatique : application à la viticulture" IRP VinAdapt (2019-2023)**

Cette thèse s'inscrit dans le cadre du projet AVVENIR intégrant l'étude de la Gironde viticole, et des appellations de Saint-Emilion-Pomerol et de l'Entre-Deux-Mers (présenté précédemment). De plus, cette thèse a été initialement inscrite les trois projets en collaboration avec la Nouvelle Zélande (PICS VSC, Erasmus+ et IRP VinAdapt), qui ont permis d'approfondir les questions de modélisation climatique et d'étudier d'autres contextes viticoles tels que la vallée de Waipara.

1.5.3 Forces et perspectives de l'approche de modélisation climatique locale actuelle

Les interactions vigne-climat ont largement été étudiées 1) à l'échelle locale à partir de l'analyse de données d'observations climatiques et 2) à l'échelle régionale à partir des données de modèles climatiques.

⁴ <https://www6.bordeaux-aquitaine.inrae.fr/egfv/Activites-scientifiques/Projets-scientifiques/AVVENIR>

Une approche récente de spatialisation de mesures climatiques puis de descente d'échelle de modèles climatiques à partir de variables topographiques a permis de modéliser les effets du climat local et d'élaborer les scénarios du changement climatiques adaptés à l'échelle locale (Le Roux *et al.*, 2017a ; Neethling, 2016 ; Quénot, 2014). Des études à l'échelle locale utilisant cette approche, ont permis de cartographier les températures minimales et maximales journalières et d'établir une analyse multiscalaire de la variabilité spatiale et temporelle des températures (Le Roux *et al.*, 2017a), d'élaborer des scénarios de changement climatique locaux (Quénot *et al.*, 2014), d'analyser les effets du climat local sur la phénologie (de Rességuier *et al.*, 2020). D'autres études utilisent des méthodes de descente d'échelle dynamique pour affiner les modèles climatiques ayant des résolutions spatiales moins fines, ce qui permet d'étudier les régions viticoles qui ne sont pas équipées par ces réseaux de mesures. Par exemple, le modèle climatique régional *Weather Research and Forecasting* (WRF) a été utilisé pour modéliser les indices bioclimatiques et les différents stades de croissance de la vigne dans les principales régions viticoles néo zélandaises avec une résolution spatiale de 1 km (Le Roux *et al.*, 2018 ; Sturman *et al.*, 2017).

Dans ce contexte, les études antérieures ont permis de mettre en avant les forces des approches mobilisées notamment la spatialisation des observations *in situ*. Néanmoins, dans le but de répondre aux objectifs de reproductibilité dans d'autres contextes viticoles, certaines contraintes des données, limites des résultats et perspectives ont pu être résumées (Tableau 1).

Tableau 1. Forces et limites des approches de modélisation climatique développées dans les projets de recherche antérieurs : spatialisation des mesures climatiques et descente d'échelle de modèles climatique

	Spatialisation - Observations in situ	Descente d'échelle - Modèles climatiques
Forces	Adaptée aux besoins de la filière Résolutions spatiales et temporelles très fines Peut-être couplé à des mesures phénologiques	Séries temporelles importantes Résolution temporelle Nombre important de variables climatiques à disposition
Contraintes des données	Réseaux de mesures dépendants des projets de recherche (choix de site) Coûteux humainement (installation + téléchargement) Coûteux financièrement Peu durable et reproductible Recul de données	Acquisition et pré-traitements importants Temps de calculs et prise en main Résolution spatiale (kilométrique) Biais des modèles
Limites des résultats	Qualité de la spatialisation dépend de la densité du réseau et de la représentativité topo-climatique du site	Qualité de la descente d'échelle dépend limitée à une échelle régionale voire locale
Perspectives	Pérennisation de ce type de réseau : Accès en temps réel aux données Automatisation et visualisation pour la filière (demande importante) Validation des descentes d'échelles	Démarche automatisée et optimisée du téléchargement à la cartographie Utilisation pour affiner les scénarios du futurs (déjà explorée)

Les besoins de la filière viti-vinicole en termes de modélisation climatique adaptée aux échelles des terroirs sont multiples tels que :

- une couverture la plus large possible de la région viticole étudiée
- des résolutions spatiales (< 100m) et temporelles fines (journalières ou intra-journalières)
- une mise à disposition des données en portant un grand intérêt pour les données météorologiques en temps réel à court terme et des cartographies des projections climatiques adaptées aux sous-régions viticoles

Dans le même temps, les enjeux méthodologiques actuels en modélisation climatique locale portés par les projets de recherches s'accumulent à ces besoins, tels que :

- établir une démarche la plus robuste en limitant les biais
- utiliser des séries temporelles fiables (qualité et résolutions)
- valider les modélisations par des données aux échelles fines
- rendre accessible cette approche à des régions n'étant pas forcément équipées en réseaux de mesures denses
- obtenir des modélisations à échelles fines pour affiner les projections futures

Dans ce contexte, l'exploration des données de télédétection a été envisagée pour tenter de répondre à plusieurs des enjeux posés dans les études précédentes notamment sur les questions de couverture globale et de répétitivité de la donnée.

Ce chapitre a permis de contextualiser le sujet de thèse en partant du changement climatique global puis en présentant les méthodes du suivi et de la modélisation climatique. L'approche de modélisation climatique appliquée à la viticulture a été exposée en identifiant les enjeux et limites. Enfin, la présentation des travaux de recherche antérieurs a permis d'éclaircir la position de la thèse et les questions méthodologiques et thématiques soulevées. Dans ce contexte, l'exploration de nouvelles données est l'un des défis pour répondre à une couverture plus large et moins coûteuse de l'approche de modélisation.

Chapitre 2. POTENTIEL DE LA TELEDETECTION INFRAROUGE THERMIQUE

2.1 CONTEXTE ACTUEL DE LA TÉLÉDÉTECTION	38
2.2. CARACTÉRISTIQUES DES DONNÉES DE TÉLÉDÉTECTION	39
2.3. TÉLÉDÉTECTION INFRAROUGE THERMIQUE SATELLITAIRE : CONTEXTE, DONNÉES, APPLICATIONS	43
2.4. UTILISATION DES TEMPÉRATURES DE SURFACE TERRESTRES	47

L'objectif principal de ce chapitre est de présenter le contexte et les caractéristiques des données de télédétection aujourd'hui disponibles, puis d'identifier et de préciser les données utilisées en modélisation climatique. Ensuite, il s'agit de présenter un état de l'art des travaux traitant de la modélisation climatique à partir de l'imagerie satellite thermique puis de positionner les enjeux de ces méthodes et les applications en viticulture.

2.1 Contexte actuel de la Télédétection

Le terme télédétection, ou *Remote sensing* en anglais, littéralement “détection à distance” a été introduit dans les années 1960 (US National Aeronautics and Space Administration). Historiquement, l'utilisation de la télédétection est plus ancienne comme la découverte de l'infrarouge dans les années 1800, le début de la photographie en 1839, les photographies prises depuis des ballons (1850) ou depuis des avions (1909), et les premières applications lors des guerres mondiales ou encore les développements et recherches effectués par le domaine militaire depuis les années 1950 (Campbell et Wynne, 2011). Les premiers succès de satellites d'observation de la Terre ont été les lancements de satellites météorologiques réalisés par la NASA, dont le premier TIROS-1 (Television and Infrared Observation Satellite) en 1960 suivi des constellations comme NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) et GOES (Geostationary Operational Environmental Satellite Program). En 1972, le lancement du premier satellite d'observation des surfaces terrestres nommé Landsat 1 introduit l'acquisition en continu et répétitive de données multispectrales (Campbell et Wynne, 2011). A partir des années 1980, les scientifiques développent des capteurs hyperspectraux qui permettent d'acquérir des informations spectrales très détaillées. Depuis, de nouvelles plateformes sont utilisées comme les drones ou nano satellites, et les caractéristiques des capteurs et leurs niveaux de précisions s'améliorent et se multiplient. Depuis le début du 21^{ème} siècle, des nouvelles technologies ont facilité l'accès aux données de télédétection spatiale, aéroportée ou terrestre et sont en constante amélioration et de plus en plus disponibles en open-source. Actuellement, plus de 70 pays développent et exploitent des satellites, ce qui en 2020 a représenté environ 900 satellites destinés à l'observation de la Terre (*Earth Observation, EO*) gérés majoritairement par les Etats-Unis, la Russie et la Chine (UCS Satellite Database, 2020).

La télédétection est définie selon (Girard et Girard, 2010) comme « *l'ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer des caractéristiques physiques et biologiques d'objets par des mesures effectuées à distance, sans contact matériel avec ceux-ci* » (J.O. du 11 décembre 1980). Depuis son essor dans les années 1970, la télédétection spatiale est une science au service de l'observation de la Terre pour suivre les évolutions de la surface terrestre, des océans, de l'atmosphère et leurs interactions. Dans le domaine scientifique, la télédétection est définie comme « *la technique qui, par l'acquisition d'images, permet d'obtenir de l'information sur la surface de la Terre sans contact direct avec celle-ci. La télédétection englobe tout le processus qui consiste à capter et à enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, à traiter et à analyser l'information, pour ensuite mettre en application cette information* » (Ressources naturelles du Canada).

2.2 Caractéristiques des données de télédétection

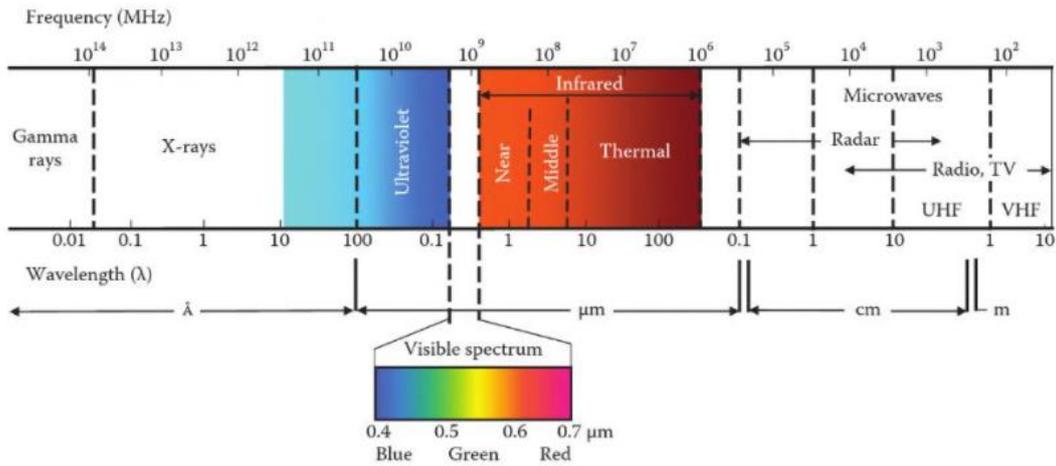
2.2.1 Principes clés de la télédétection

La télédétection, processus d'identification, d'observation et de mesure à distance, nécessite trois éléments essentiels : 1) une plate-forme spatiale, aéroportée ou in-situ 2) un objet cible à observer 3) un instrument ou un capteur pour observer la cible. Les plateformes représentent l'ensemble des moyens utilisés pour être à distance de la surface de la terre (satellites, avions, drones, robots mobiles au sol (Melesse *et al.*, 2007 ; Pettorelli *et al.*, 2018 ; Toth et Józków, 2016). Les instruments contiennent des capteurs permettant d'observer la Terre (caméras, scanners, radars) et l'information obtenue est stockée sous forme de rayonnements électromagnétiques puis d'images contenant de multiples bandes spectrales. La télédétection est basée sur le principe que tous les objets interagissent avec le rayonnement incident : ils l'absorbent, le reflètent, le réfractent ou le diffusent (Campbell et Wynne, 2011). La quantité de rayonnement qu'un objet renvoie à un capteur dépend des propriétés de sa surface ; sa taille, son orientation, sa température et sa composition chimique (Kustas et Anderson, 2009 ; Kustas et Norman, 1996).

→ Rayonnements et spectre électromagnétique

Les rayonnements électromagnétiques émis par une surface sont, soit un réfléchissement qui correspond à la lumière réfléchi, soit à une émission qui correspond à des rayons émis par la surface proprement dite. La lumière solaire réfléchi est mesurable uniquement à la lumière du jour, tandis que la lumière émise peut être mesurer à tout moment. Le spectre électromagnétique s'étend des courtes longueurs d'onde (rayons gamma et les rayons X) aux grandes longueurs d'ondes (micro-ondes et ondes radio) (Figure 12). La télédétection utilise plusieurs divisions du spectre électromagnétique :

- ❖ **Le visible (V)** : les longueurs d'ondes du visible correspondent aux longueurs d'ondes perçues par l'œil humain et s'étendent de 0.4 (bleu) à 0.7 μm (rouge).
- ❖ **L'infrarouge (IR)** : s'étend de 0,7 à 100 μm et se divise en deux catégories : IR réfléchi et IR émis ou thermique. Le rayonnement dans la région de l'infrarouge réfléchi avec le *proche-infrarouge (NIR)* (0.7-1.2 μm) et l'*infrarouge moyen (MIR)* (1.2-8 μm). L'*infrarouge thermique (TIR)* est essentiellement le rayonnement émis sous forme de chaleur par la surface de la Terre et s'étend approximativement de 8 à 14 μm .
- ❖ **Les Hyperfréquences** : Micro-ondes (MW) comprenant les plus grandes longueurs d'ondes avec des radiations supérieures à 1 cm et s'étendent jusqu'aux ondes radios (>1m)



→ **Télédétection active et passive**

Les capteurs en télédétection sont classés en deux catégories : les capteurs passifs et actifs. Un capteur passif mesure le rayonnement réfléchi (a) ou émis (b) par un objet (Figure 13). La source de rayonnement est le soleil, l'énergie thermique ou la lumière anthropique. Il n'y a donc pas d'énergie solaire réfléchie la nuit, tandis que l'infrarouge thermique est émis naturellement le jour et la nuit (Campbell et Wynne, 2011). Un capteur actif émet lui-même un rayonnement et mesure le signal de retour ou l'écho d'un objet (Figure 13c). Le rayonnement réfléchi est alors perçu et mesuré par le capteur. Il a l'avantage de pouvoir prendre des mesures à n'importe quel moment de la journée et de la saison.

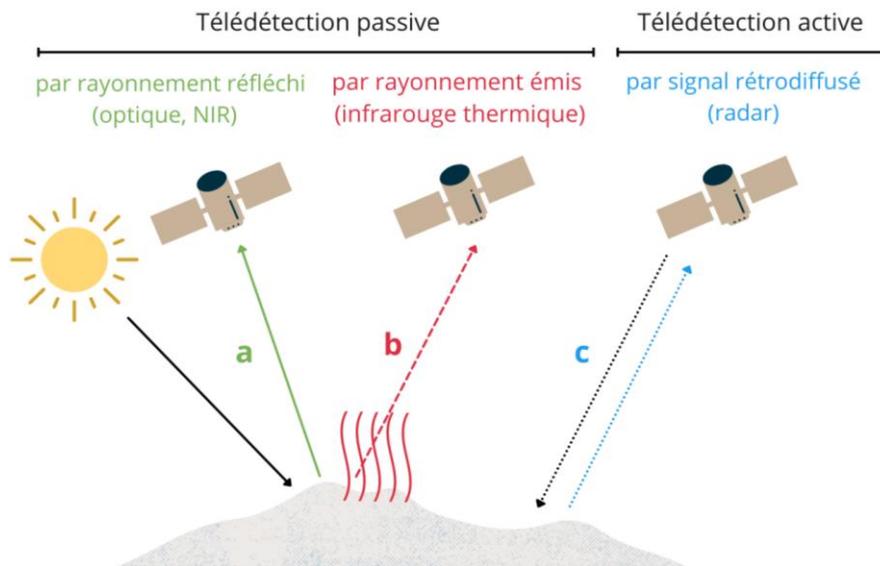


Figure 13. Les rayonnements selon les types de télédétection. a) télédétection passive inclut les rayonnements émis par le soleil puis réfléchis par l'objet qui correspondent aux domaines de l'optique et du proche infrarouge, b) l'infrarouge thermique inclut les rayonnements émis par l'objet et c) la télédétection active inclut les signaux émis par le capteur comme le radar puis rétrodiffusé par l'objet.

L'observation de la Terre par télédétection permet d'étudier un large panel de phénomènes naturels, physiques ou anthropiques de la surface terrestre, de la surface océanique et de l'atmosphère. Les données d'observation de la Terre sont utilisées pour suivre et répondre à de nombreuses problématiques environnementales, agricoles, maritimes, sanitaires, de gestion de risque, météorologiques, climatiques. Face à l'abondance des données disponibles et de leur diversité de caractéristiques, il existe une multitude d'outils et de méthodes pour les analyser, ce qui engendre des difficultés de mise à disposition de l'information pour les sociétés. Chaque application et chaque problématique nécessitent de cibler des caractéristiques précises des données et l'utilisateur doit définir et choisir les capteurs adaptés pour y répondre. Toth, Józków (2016) ont synthétisé la diversité des plateformes d'acquisition de données et les capteurs.

→ Les caractéristiques des capteurs

L'utilisation des données d'un capteur se détermine en fonction de ses caractéristiques, principalement : sa résolution temporelle, spatiale, et radiométrique. Malgré un nombre important de plateformes, de capteurs et de données de télédétection disponibles, certains compromis sont inévitables entre les résolutions temporelles, spatiales et spectrales (Figure 14).

- ❖ La **résolution spatiale** correspond à la taille des pixels qui déterminent le niveau de détails mesurés. Une résolution spatiale élevée avec des pixels de petites tailles permet d'avoir un niveau de précision élevée et de discerner de nombreux détails. Plus la résolution spatiale est élevée, plus les pixels sont petits et par conséquent sa fauchée, qui correspond à la largeur de prise de vue d'un capteur, est souvent plus étroite.
- ❖ La **résolution temporelle** correspond à la fréquence de revisite à un point de surface et varie du temps réel jusqu'à quelques jours voire semaines. Une fauchée avec une largeur étroite engendre une faible fréquence de revisite.
- ❖ La **résolution spectrale** est la capacité d'un capteur à distinguer les différents éléments du spectre électromagnétique. Deux critères sont pris en compte : le nombre de bandes spectrales dans lequel le capteur collecte le rayonnement mais aussi le positionnement et la largeur des bandes spectrales. La résolution spectrale est donc inversement liée à la résolution spatiale et temporelle.
- ❖ La **résolution radiométrique** détermine la capacité d'un capteur à discerner les différences d'intensité de l'énergie reçue. C'est le nombre de bits utilisés pour enregistrer l'image qui détermine le niveau d'intensité disponible (8 bits ou 16 bits).

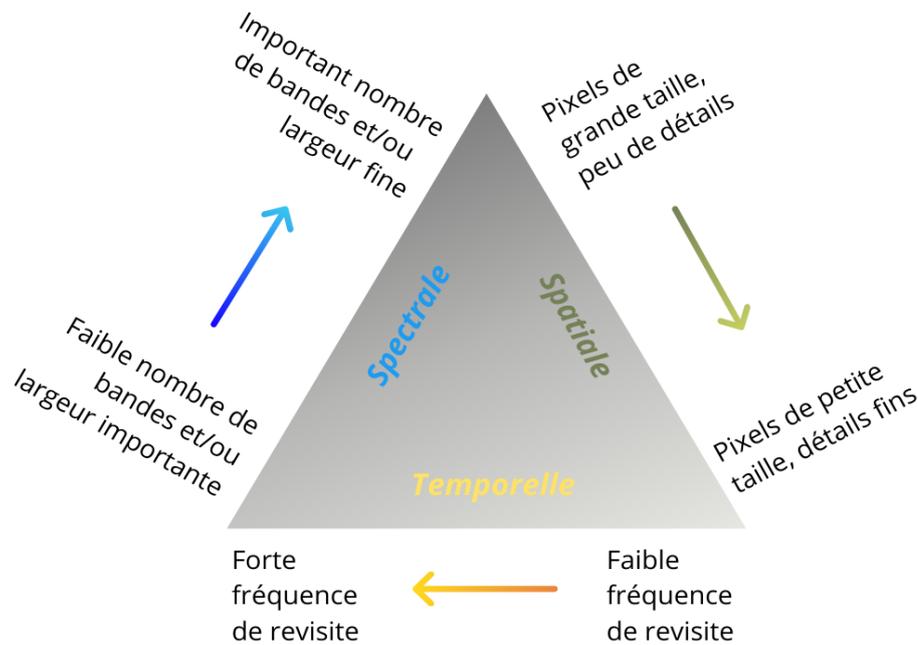


Figure 14. Gradient de compromis entre les résolutions temporelle, spatiale et spectrale d'un capteur.

2.2.2 Enjeux de la télédétection dans le contexte du changement climatique

La télédétection a contribué à des avancées majeures dans la compréhension du système climatique et de ses changements, en quantifiant les processus et les états spatio-temporels de l'atmosphère, des terres et des océans. Ces nouvelles connaissances sont rendues possibles par la couverture spatiale et temporelle inédite des observations par satellite, tant à l'échelle mondiale qu'aux échelles spatiales plus fines. Les satellites récents ont des précisions de plus en plus fines mais aujourd'hui offrent un recul temporel d'observation limité pour le suivi du changement climatique. Les données satellitaires sont fréquemment couplées avec les modèles climatiques pour simuler la dynamique du système climatique et sont utilisées pour l'élaboration des projections du climat futur. En effet, les données de télédétection constituent la source de données la plus adaptée pour contraindre et valider les modèles de surface terrestre sur de vastes régions géographiques en s'affranchissant des réseaux de mesures au sol (Ghent *et al.*, 2011). Les données de télédétection permettent aussi de quantifier à grande échelle les changements dans la dynamique de l'écosystème en déclinant une cinquantaines de variables nommées "Essentiels Climates Variables" (ECVs) issues des propriétés : 1) atmosphériques de surface, d'altitude et de composition, 2) océaniques de surface et de sous surface et 3) terrestres (végétation, couverture du sol, surfaces en eau, etc) (Global Climate Observing System, 2011).

Après avoir établi un état des lieux de la télédétection et de ses potentialités dans le contexte du changement climatique, nous abordons les caractéristiques de la télédétection infrarouge thermique qui sera mobilisée dans cette thèse.

2.3 Télédétection infrarouge thermique satellitaire : contexte, données, applications

2.3.1 Principes clés de la télédétection TIR

La télédétection thermique traite des données acquises dans la région de l'infrarouge thermique (Thermal Infrared, TIR) du spectre électromagnétique (Kahle, 1980 ; Prakash, 2000 ; Sabins, 1986). L'énergie correspondant à l'infrarouge thermique est émise par tous les objets possédant une température supérieure au zéro absolu (0 K, soit $-273,15^{\circ}\text{C}$). La Terre possède une température moyenne d'environ 300 K et son pic d'émission électromagnétique est situé dans le domaine de l'infrarouge thermique, TIR, à environ $9,7\ \mu\text{m}$ (Sabins, 1986).

En télédétection thermique, les radiations mesurées sont émises par la surface de la cible contrairement à la télédétection optique où les radiations sont réfléchies, et à la télédétection radar où les radiations sont rétrodiffusées. Il n'existe pas de définition stricte ou physique du domaine de l'infrarouge thermique. Selon Sabins (1986), le domaine des longueurs d'onde de l'infrarouge thermique s'étend d'environ 3 à $14\ \mu\text{m}$. Dans cette gamme, la cartographie thermique de la surface terrestre est possible grâce aux fenêtres atmosphériques dans la gamme 3-5 μm , ainsi que dans la gamme 8-14 μm . La principale caractéristique commune à toutes les définitions est le fait que la télédétection TIR enregistre le rayonnement émis, tandis que la télédétection multispectrale dans le domaine du visible (VIS), et du proche infrarouge (NIR), enregistre le rayonnement réfléchi (Kuenzer *et al.*, 2013). Ce n'est que dans la partie à plus courte longueur d'onde du spectre TIR ($<5\ \mu\text{m}$) que le signal thermique peut encore être légèrement perturbé par le rayonnement réfléchi. Dans la télédétection thermique, les radiations émises par les objets au sol sont mesurées afin d'estimer la température (Jimenez-Munoz *et al.*, 2009). Ces mesures donnent la température radiante d'un corps qui dépend de deux facteurs : la température de surface et l'émissivité (Prakash, 2000).

2.3.2 Données issues de la télédétection TIR

Au début des années 2000, le GIEC a souligné le besoin urgent de données à long terme de températures de surface issues de la télédétection. Ces données sont mobilisées pour compléter les données conventionnelles de températures de l'air à 2m (Houghton *et al.*, 2001). Le besoin s'est d'abord focalisé sur les séries temporelles de températures de surface océaniques. Pour la surface terrestre, le développement d'un tel ensemble de données s'est avéré plus difficile en raison des fortes hétérogénéités de la surface terrestre, de l'émissivité de la surface et de la couverture nuageuse (Jin, 2004 ; Sun, 2008). Mais de nombreuses méthodes ont été développées pour améliorer la qualité des températures de surface.

Les paramètres biophysiques principaux dérivés des observations TIR sont la température de surface terrestre (*Land Surface Temperature*, LST) et la température de surface océanique (*Sea Surface Temperature*, SST).

- **La température de surface terrestre (LST)** définie comme la température radiative de la surface terrestre (*skin temperature*) est une variable essentielle dans les interactions entre la surface terrestre et l'atmosphère (voir *la section 2.4. Utilisation des températures de surface*)
- **La température de surface océanique (SST)** est une variable importante située à l'interface entre l'océan et l'atmosphère et pour la compréhension des impacts du changement climatique sur les océans. Cette donnée est utilisée en quasi temps réel pour le forçage des modélisations des prévisions météorologiques, de la détection des fronts thermiques et des modèles de surface des SST (Kuenzer *et al.*, 2013 ; Merchant, 2013 ; Minnett *et al.*, 2019).
- **Autres variables dérivées à partir des acquisitions TIR** : Émissivité de surface (LSE, MODIS), Indice Normalisé de Végétation (NDVI, MODIS), Température de brillance à la surface de l'atmosphère (TOA, MODIS), puissance radiative de feu (FRP, Sentinel 3), etc...

Un des avantages de la télédétection TIR est que l'acquisition peut s'effectuer de jour comme de nuit. Seulement quelques capteurs acquièrent des données de nuit, les plus connus étant ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*) et Landsat TM (*TIRS ETM+*). D'autres acquièrent des données de jour et de nuit ; MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), NOAA-AVHRR (*National Oceanic and Atmospheric Administration – Advanced Very High Resolution Radiometer*) ou MSG-SEVIRI (*Meteosat Second Generation - Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager*). Les données nocturnes sont principalement utilisées pour la détection et le suivi d'anomalies thermiques, par exemple les feux de forêts, l'activité volcanique (Hua et Shao, 2017 ; Robinson, 1991 ; Wooster *et al.*, 2013), les feux de tourbes ou l'activité géothermique (Haselwimmer et Prakash, 2013 ; Kuenzer *et al.*, 2013 ; Zhang *et al.*, 2004). Les données thermiques peuvent être affectées par la dispersion des rayonnements dûs aux ombres, la position du capteur ou l'inertie thermique des surfaces naturelles (Lagouarde *et al.*, 2012 ; Voogt, 2008).

2.3.3 Capteurs TIR et satellites

Les missions spatiales pour l'acquisition des données thermiques débutent avec le lancement des satellites météorologiques dans les années 1960. Aujourd'hui, une dizaine de capteurs spatiaux acquièrent des données dans l'infrarouge thermique (TIR), une liste des capteurs principaux disponibles et planifiés est résumée dans le Tableau 2. Contrairement aux capteurs optiques et radar, les capteurs infrarouges et plus particulièrement les TIR acquièrent des données avec un panel important de résolutions temporelles qui s'étendent de 10 min à 16 jours mais à des résolutions spatiales moyennes voire assez grossières qui s'étendent de 30 m à 2000 m. Les capteurs TIR sont à bord de satellites en orbite polaire ou géostationnaires, ce qui définit souvent un compromis entre une haute résolution spatiale, une couverture globale ou régionale et une revisite temporelle élevée. Les satellites en orbite polaire permettent une couverture globale avec une combinaison des résolutions spatio-temporelle variables, tandis que les satellites géostationnaires offrent une revisite temporelle généralement élevée et couvrant une

zone précise sans passer par les pôles. Dans les prochaines décennies, les enjeux des missions spatiales portées sur l'acquisition de données TIR seront importants, notamment dans le contexte du changement climatique où l'utilisation de données thermiques à plus haute résolution spatiale et temporelle pourraient faciliter la compréhension et la gestion des problématiques liées aux échanges d'énergie surface-atmosphère.

Dans cette thèse, nous avons privilégié une approche basée sur les satellites à orbite polaire dans le but de proposer une approche reproductible avec une couverture globale. Les satellites géostationnaires sont largement étudiés et documentés dont des missions récentes avec des résolutions spatio-temporelles plus fines (Freitas *et al.*, 2013 ; Martin *et al.*, 2019 ; Xiao *et al.*, 2021).

Tableau 2. Capteurs thermiques embarqués à bord de satellites à orbite polaire*/géostationnaire** et leurs caractéristiques d'acquisition

Statut	Instrument	Satellite	Longueur d'ondes [µm]	Bandes Thermiques (7–14µm)	Largeur de bandes	Résolution spatiale	Résolution temporelle [jours]	Heure de passage	Lancement	Référence
Disponible	ASTER	Terra*	8.15–11.65	5	0.35–0.7 µm	90m	16	10.30 am	1999	(Yamaguchi <i>et al.</i> , 1998)
	MODIS	Terra*	8.4–14.4	8	0.3 µm	1000m	1	10.30 am/pm	1999	(Salomonson, 1987)
	MODIS	Aqua*						1.30 am/pm	2002	
	SEVIRI	MSG**	-	3	-	3000m	1	15min/30min	2002	(Aminou <i>et al.</i> , 1997)
	AVHRR/3	Metop**	10.3–12.5	2	1µm	1000m	1	9.30 am/pm	2007	(Cracknell, 1997)
	VIIRS	S-NPP*	8.4 - 12.5	4	0.3 - 1 µm	750M	1	1.30 am/pm	2011	(Wolfe <i>et al.</i> , 2013)
	TIRS	Landsat*	10.6–12.5	2	0.6–1 µm	100m	16	10.00 am	2013	(Barsi <i>et al.</i> , 2014)
	AHI	Himawari-8**		3		2000m	1	10min	2015	(Bessho <i>et al.</i> , 2016)
	GOES-16	GOES-E**		2		2000m	1	15min	2016	(Kane, 2017)
	SLSTR	Sentinel-3A*	10.95–13	2	1 µm	1000m	1–2	10.00 am	2016	(Donlon <i>et al.</i> , 2012)
		Sentinel-3B*							2018	
		Sentinel-3C/D*							-	
	ECOSTRESS	ISS*	8–12.5	5	0.9 µm	40–60m	3-5	Multiple	2018	(Hook <i>et al.</i> , 2018)
TIRS-2	Landsat 9*	10.6–12.5	2	0.6–1 µm	100m	16	10.00 am	2021	(Markham <i>et al.</i> , 2020)	
Planifié	HyspIRI/SBG	TBD	7.35–12.05	7	0.3–0.5 µm	60m	5	-	-	(Hook <i>et al.</i> , 2018)
	Spectrometer	HiTeSEM	7.2–12.5	30–75	60 nm	60m	1–5	-	-	(Udelhoven <i>et al.</i> , 2017)
	Broadband Imager	HiTeSEM	7.2–12.5	2	-	20m	1–5	-	-	(Udelhoven <i>et al.</i> , 2017)
	LSTM	Sentinel-8	8.6–12	5	18 nm	30–50m	1–3	-	-	(Löscher <i>et al.</i> , 2020)
	FCI	MTG	10.5-13.3	4	0.5 - 0.6 µm	2000m	10 min	-	2023+	(Martin <i>et al.</i> , 2021)
	Trishna	-	8.6-11.5	4	0.3–1 µm	50m-100m	3 obs/ 8 jours	-	2025+	(Lagouarde <i>et al.</i> , 2018)

2.4 Utilisation des températures de surface terrestres

2.4.1 Application des LST

La télédétection thermique permet de mesurer la température de surface terrestre (*Land Surface Temperature*, LST) décrite comme une variable climatique essentielle (ECV) par le Système Mondial d'Observation du climat (GCOS, 2016). La LST décrite comme la *skin temperature* de la surface de la Terre a un rôle important dans un large panel d'applications telles que le suivi des changements environnementaux (Wu *et al.*, 2015b), le bilan énergétique de la Terre (Brunsell et Gillies, 2003 ; Liang *et al.*, 2019), les paramètres biophysiques de la végétation (Neinavaz *et al.*, 2021), le climat urbain (Chen *et al.*, 2006 ; Voogt et Oke, 2003 ; Weng, 2009), l'hydrologie (Corbari *et al.*, 2019 ; Zink *et al.*, 2018), l'agriculture (Seguin *et al.*, 1993 ; Patel *et al.*, 2012 ; Lessel *et al.*, 2016 ; Hu *et al.*, 2019), l'activité volcanique (Carr *et al.*, 2016 ; Chan *et al.*, 2021) ou la géologie (Ninomiya et Fu, 2019). Sobrino *et al.* (2016) ont examiné plus de 30 applications infrarouges thermiques basées sur le LST réparties en trois groupes 1) surfaces terrestres, 2) santé et dangers, et 3) sécurité et surveillance. En raison de la forte hétérogénéité de la surface terrestre liée à des facteurs tels que la végétation, la topographie et le sol (Bertoldi *et al.*, 2010 ; Liu *et al.*, 2006a ; Neteler, 2010), la LST évolue rapidement dans l'espace et dans le temps (Labeled et Stoll, 1991 ; Prata *et al.*, 1995 ; Trigo *et al.*, 2008 ; Vauclin *et al.*, 1982). La télédétection thermique permet de répondre à la complexité des mesures au sol et des limites pour couvrir de larges zones, avec la possibilité de mesurer la LST sur l'ensemble du globe avec une résolution temporelle élevée.

2.4.2 Estimation des LST

La radiance TIR observée par les capteurs satellites est fonction des propriétés de l'atmosphère et de la surface (émissivité et température cinétique). La relation entre la LST et la température de brillance a d'abord été établie en simplifiant la fonction de Planck (Becker, 1987) puis a été intégrée en s'appuyant sur les radiances des canaux TIR (Sobrino *et al.*, 1994). Les radiances au sommet de l'atmosphère sont ensuite converties en LST en corrigeant trois effets principaux : atténuation atmosphérique, effets angulaires et valeurs d'émissivité spectrale à la surface. Depuis les années 1990, de nombreuses méthodes ont été développées pour estimer la température de surface et l'émissivité puis pour les séparer (*Temperature and Emissivity Separation*, TES). Les méthodes pour déterminer les températures de surface, initialement basées sur des algorithmes du transfert radiatif (*Radiative Transfer Equation*, RTE) (Price, 1984), ont été largement étudiées et sont en constante amélioration (Dash *et al.*, 2002 ; Jimenez-Munoz *et al.*, 2009 ; Li *et al.*, 2013 ; Prata *et al.*, 1995 ; Sobrino *et al.*, 1994 ; Wan et Dozier, 1996). Différents algorithmes ont été proposés pour dériver les LST à partir de données TIR avec différents paramètres de bande. Ces algorithmes peuvent être classés globalement en trois types et ont été comparés (Jiménez-Muñoz et Sobrino, 2003 ; Yu *et al.*, 2014) et détaillés récemment (Rolim *et al.*, 2016 ; Sattari et Hashim, 2014) :

- **Single channels methods** permet d'estimer les LST à partir d'une équation de transfert radiatif (Cristóbal *et al.*, 2018 ; Jimenez-Munoz *et al.*, 2009 ; Jimenez-Munoz et Sobrino, 2010 ; Price, 1984 ; Sobrino *et al.*, 2004) ;
- **Split window** permet d'estimer les LST à partir de deux équations de transfert radiatif (Li *et al.*, 2013 ; Price, 1984 ; Wan et Dozier, 1996) notamment utilisées pour les données de satellites récents : Landsat (Li et Jiang, 2018), MODIS (Wan, 2014 ; Wang *et al.*, 2019), Himawari (Yuhei *et al.* 2018), AVHRR, AATSR, MSG, GOES ;
- **Multi-channels methods** permet d'estimer les LST à partir d'au moins trois équations de bilan radiatif (Becker, 1987 ; Gillespie *et al.*, 1998 ; Li et Becker, 1993 ; Sobrino *et al.*, 1996).

Au cours des dernières décennies, l'estimation et la disponibilité des LST issues de la télédétection thermique par satellite s'est considérablement améliorée (Li *et al.* 2013). Les données LST actuellement opérationnelles sont principalement obtenues par les capteurs :

- *Thermal Infrared Sensor* (TIRS) du satellite Landsat 8 ;
- Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection radiometer (ASTER) du satellite Terra ;
- Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) des satellites Terra et Aqua
- *Advanced Baseline Imager* (ABI) du satellites GOES ;
- Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager (SEVIRI) du satellite Meteosat;
- Sea and Land Surface Temperature Radiometer (SLSTR) des satellites Sentinel 3A et 3B ;
- Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) du satellite S-NPP.

2.4.3 Disponibilité et qualité des données LST

Les données LST téléchargeables et accessibles gratuitement sont déjà prétraitées par des corrections géométriques, atmosphériques et de qualité des données. Les algorithmes d'estimation des LST basés sur le TIR nécessitent une acquisition de données par conditions de ciel clair et sans aucune défaillance des instruments (Duan *et al.*, 2017). Comme pour les données acquises en télédétection optique, la couverture nuageuse affecte les images satellites attribuant des pixels de valeurs manquantes. Certains pixels affectés par des valeurs de rayonnement élevées, mais avec des surfaces naturellement brillantes, sont alors classés en valeurs manquantes *NA*. En raison de la forte hétérogénéité de la plupart des surfaces terrestres, la température de surface est difficile à estimer et à valider. D'autres facteurs peuvent également impacter la qualité de l'acquisition, tels que les variations de température selon les angles de vision, l'hétérogénéité de température et de couverture des pixels, l'émissivité spectrale de surface, les variations de température et d'humidité atmosphériques ou encore les nuages et les grosses particules d'aérosol (Kuenzer *et al.*, 2013).

2.4.4 Compromis des résolutions spatiales et temporelles

Les compromis entre les résolutions de capteurs présentés dans la *section 2.2.* sont accentués en télédétection thermique par rapport à l'optique ou le radar. Pour un seul capteur, le

compromis entre la résolution temporelle et spatiale rend souvent impossible l'obtention de LST avec des résolutions élevées en raison du compromis entre la largeur de balayage et la taille des pixels (Zhu *et al.*, 2018). En général, les LST récupérées à partir de capteurs à fine résolution spatiale ont une mauvaise résolution temporelle, ce qui entraîne des discontinuités spatio-temporelles. Au cours de la dernière décennie, la résolution des données LST a largement été améliorée par le développement de méthodes inspirées par les études de Kustas *et al.* (2003) et Agam *et al.* (2007). Zhan *et al.* (2013) ont étudié de manière complète la taxonomie, les problèmes et les précautions sur les méthodes de désagrégation des LST. Récemment, Mao *et al.* (2021) ont présenté l'ensemble des méthodes d'amélioration de résolution de LST. Cette étude a permis d'identifier les termes les plus utilisés tels que *thermal downscaling*, *thermal sharpening*, *spatio-temporal image fusion* et *disaggregation*, puis de déterminer trois groupes de méthodes : l'amélioration de la résolution spatiale, l'amélioration de la résolution temporelle et la résolution spatio-temporelle simultanée.

En télédétection thermique, il y a un compromis entre les résolutions spatiales et temporelles en raison des contraintes techniques (Gao *et al.*, 2006), c'est-à-dire qu'un capteur fournissant des données LST à une résolution spatiale fine présente une mauvaise résolution temporelle et vice versa (Zhan *et al.*, 2013). Par exemple, les satellites géostationnaires fournissent des images multispectrales de la couverture globale à intervalles fréquents (jusqu'à 15 minutes) (Sun, 2008). Cependant, leur faible résolution spatiale (3-5km) limite les détails spatiaux observés sur des paysages hétérogènes (Inamdar *et al.*, 2008). En revanche, Landsat et MODIS en orbite polaire fournissent des LST avec des résolutions spatiales respectivement, d'environ 100m à 1000m, ce qui permet d'étudier plus précisément des zones hétérogènes. Par ailleurs, le long cycle de revisite de Landsat (16 jours) contrairement à MODIS (deux vues par jour) ne permet pas d'effectuer des analyses temporelles répétées.

Le nombre croissant d'utilisation et de données TIR disponibles a donné lieu à de nombreuses études proposant des méthodes de reconstruction temporelle des données manquantes ou des approches de descente d'échelle spatiale détaillées dans des synthèses bibliographiques (Mao *et al.*, 2021)(Figure 15) :

- **Méthodes de reconstruction temporelle.** La discontinuité temporelle est due à l'absence de données dans les pixels pour cause de qualité ou de couverture nuageuse trop importante. Des travaux montrent l'application des méthodes statistiques comme le krigeage (Ke *et al.*, 2013), l'auto-corrélation spatiale (Kang *et al.*, 2018 ; Meyer *et al.*, 2018), l'analyse spectrale (Ghafarian Malamiri *et al.*, 2018) ou une approche utilisant des informations complémentaires provenant de différentes sources (Shen *et al.*, 2016).
- **Méthodes de descente d'échelle spatiale.** Plusieurs synthèses bibliographiques présentent un bilan des méthodes de descente d'échelle. Par exemple, Kustas *et al.* (2003) ont exploré les méthodes basées sur les interactions avec la végétation. Zhan *et al.* (2013) ont effectué une revue bibliographique sur la désagrégation des LST portant sur l'analyse des méthodes d'amélioration spatiale et du démixage de la température. Des méthodes plus récentes ont été développées basées sur des approches *kernel-driven*

en utilisant des données auxiliaires pour améliorer la résolution spatiale (Chen *et al.*, 2014 ; Mechri *et al.*, 2016 ; Gao *et al.*, 2017 ; Metz *et al.*, 2017 ; Xia *et al.*, 2019).

→ **Méthodes d'amélioration spatio-temporelle.** Des études ont exploré des méthodes de fusion spatio-temporelle pour obtenir des LST à des résolutions temporelles et spatiales plus fines (Bartkowiak *et al.*, 2019 ; Chen *et al.*, 2020 ; Hengl *et al.*, 2012 ; Hutengs et Vohland, 2016 ; Neteler, 2010 ; Sarafanov *et al.*, 2020 ; Wu *et al.*, 2015a ; Zhu *et al.*, 2016, 2018).

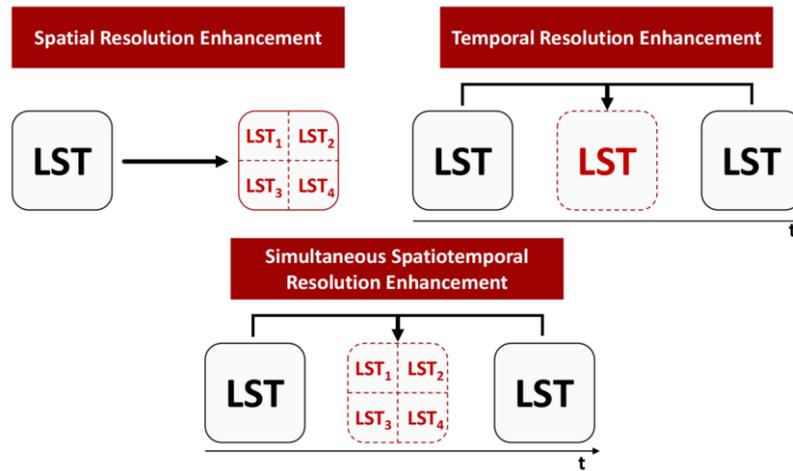


Figure 15. Les approches d'amélioration des résolutions temporelles, spatiales ou spatio-temporelles des températures de surface (Source : Mao, Peng, Wang 2021)

2.4.5 Conclusion : Télédétection thermique en viticulture

Les images satellites thermiques sont utilisées dans de nombreuses applications et ont démontré leur potentiel. De plus, les méthodes actuelles pour estimer les températures de surface sont de plus en plus robustes avec des biais limités. Des méthodes d'amélioration des résolutions spatiales, temporelles ou spatio-temporelles sont aujourd'hui largement explorées. Cependant, la télédétection infrarouge thermique satellitaire, de par sa résolution spatiale moyenne (MODIS, Sentinel 3, ASTER, etc.) ou sa faible répétitivité temporelle (Landsat 8), est aujourd'hui peu adaptée et peu exploitée pour des applications aux échelles fines comme par exemple, les terroirs viticoles. Néanmoins, en viticulture, la télédétection satellitaire optique est souvent utilisée pour dériver des indices de végétation et la surface foliaire (Di Gennaro *et al.*, 2019 ; Sun *et al.*, 2017), des cartes de rendements (Anastasiou *et al.*, 2018) ou la détection des maladies. La télédétection radar, souvent combinée aux données optiques, permet de détecter les orientations des rangs et les pratiques culturales (Loussert, 2017). Plusieurs revues bibliographiques synthétisent les données, les techniques et les applications en viticulture (Borgogno-Mondino *et al.*, 2018 ; Giovos *et al.*, 2021 ; Hall, 2018 ; Matese *et al.*, 2015).

Des travaux ont démontré l'intérêt de la télédétection thermique par acquisition aéroportée (Baluja *et al.*, 2012 ; Bellvert *et al.*, 2016 ; Maimaitiyiming *et al.*, 2020 ; Matese *et al.*, 2015 ; Santesteban *et al.*, 2017) ou au sol (Costa *et al.*, 2010 ; Di Gennaro *et al.*, 2017 ; Jones *et al.*, 2002 ; Seelan *et al.*, 2003). Ces études concernent principalement des applications pour le suivi de l'état hydrique de la vigne et pour la gestion de l'irrigation. Cependant, l'utilisation de la

télédétection thermique satellitaire est encore peu répandue pour les applications viticoles mais celle-ci a démontré son potentiel dans le cadre du suivi ponctuel de l'état hydrique couplée avec des données plus fines (Zarco-Tejada *et al.*, 2013) ou pour le suivi à haute résolution spatio-temporelle de l'évapotranspiration (Knipper *et al.*, 2019b, 2019a ; Semmens *et al.*, 2016). L'utilisation de la télédétection thermique satellitaire en modélisation climatique locale et journalière appliquée à la viticulture a également été étudiée pour calculer des indices bioclimatiques à moyenne résolution (Southey, 2017 ; Zorer *et al.*, 2013).

Chapitre 3. APPROCHE METHODOLOGIQUE GENERALE

3.1 INTRODUCTION	54
3.2 SITES D'ÉTUDE	57
3.3. DONNÉES UTILISÉES	67
3.4. MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE	68

3.1 Introduction

L'approche méthodologique de cette thèse porte sur l'imbrication des échelles climatiques qui influencent les terroirs viticoles. Des auteurs ont établi des classifications pour hiérarchiser les phénomènes climatiques au niveau spatial et temporel (Choisnel, 1984 ; Oke, 1987 ; Orlanski, 1975). Dans cette thèse, nous nous focaliserons sur "la notion d'échelles d'espace imbriquées suivant une ordre chronologique" introduit par Choisnel (1984) et qui a été transposée aux terroirs viticoles par Quénel (2011). L'objectif est d'évaluer les variabilités climatiques à **l'échelle régionale** (50-100 km), engendrées par les conditions atmosphériques, la topographie et l'hydrologie, ainsi qu'**aux échelles fines** (>10 km) influencées par les facteurs locaux (morphologie, les aspérités, nature de la surface, etc.) (Figure 16).

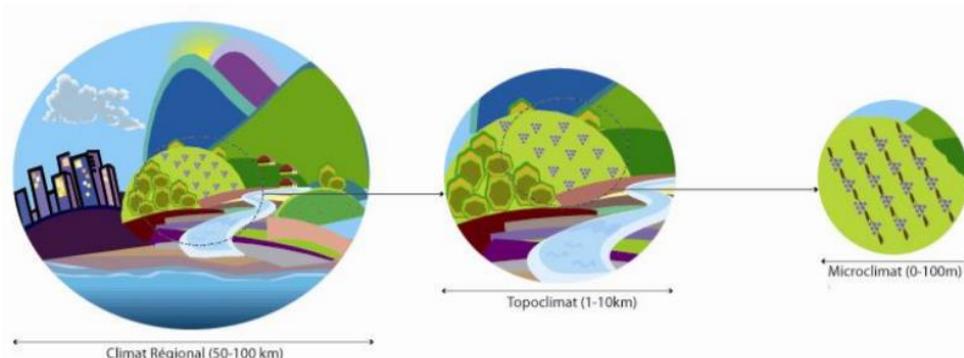


Figure 16. Classification des échelles spatio-temporelle selon des ordres de grandeur (Source : Quénel (2011))

Dans plusieurs projets de recherche (section 1.5), le suivi et l'identification des impacts sur le développement de la vigne et la qualité des vins ont été réalisés dans plusieurs sites pilotes. L'installation de **réseaux de mesures climatiques** (essentiellement la température) et d'un suivi agroclimatique ont permis de mettre en évidence l'influence de la **topographie** sur le climat local. A partir de ces réseaux de mesures, une approche de modélisation climatique aux échelles fines a été développée prenant en compte les facteurs topographiques. Par la suite, ces modélisations ont permis d'intégrer les scénarios du changement climatique à l'échelle locale.

Néanmoins, l'installation de ces réseaux est d'une part, très coûteuse financièrement et d'autre part, il est nécessaire d'acquérir des données durant plusieurs saisons végétatives pour construire et valider les modèles. Dans ce contexte, la **télé-détection** peut s'avérer être un outil intéressant pour répondre aux enjeux de la profession viticole face au changement climatique tels qu'une couverture plus large des terroirs viticoles à partir de données aux résolutions temporelles fines ou pouvant être améliorées par des méthodes statistiques (Figure 17). L'utilisation de l'**imagerie infrarouge thermique dans la modélisation climatique à échelle fine** s'avèrerait également très utile pour pallier à l'absence de réseau de mesures climatiques. Un des enjeux principaux de cette thèse est donc d'évaluer si l'imagerie thermique peut être utilisée pour ce type de démarche et surtout à quelle résolution spatiale.

Cette thèse porte sur une approche d'analyse multiscalaire de la variabilité spatiale et temporelle des terroirs viticoles dont le but est d'étudier l'influence de la topographie. La

complémentarité des échelles est, au **niveau spatial**, par l'intégration de sites d'études aux contextes topographiques et climatiques variés et, au **niveau temporel**, par l'analyse de la variabilité journalière, saisonnière et interannuelle. Une compréhension de l'**imbrication des échelles régionales et locales** est l'enjeu principal de cette thèse.

La diversité topo-climatique des sites d'études présentés dans ce chapitre démontre la nécessité d'analyser les impacts du changement climatique aux échelles fines pour établir des mesures d'adaptation et d'atténuation spécifiques à chacune de ces régions viticoles. La potentialité des données de télédétection est au cœur de la réflexion pour explorer des séries temporelles de données et des méthodes de modélisation permettant de couvrir des régions, soit non-équipées de réseau d'observation, soit des régions de cultures potentielles encore peu étudiées.

Ce chapitre présente les sites d'études (section 3.2), l'ensemble des données utilisées (section 3.3) et l'approche méthodologique générale de cette thèse (section 3.4).

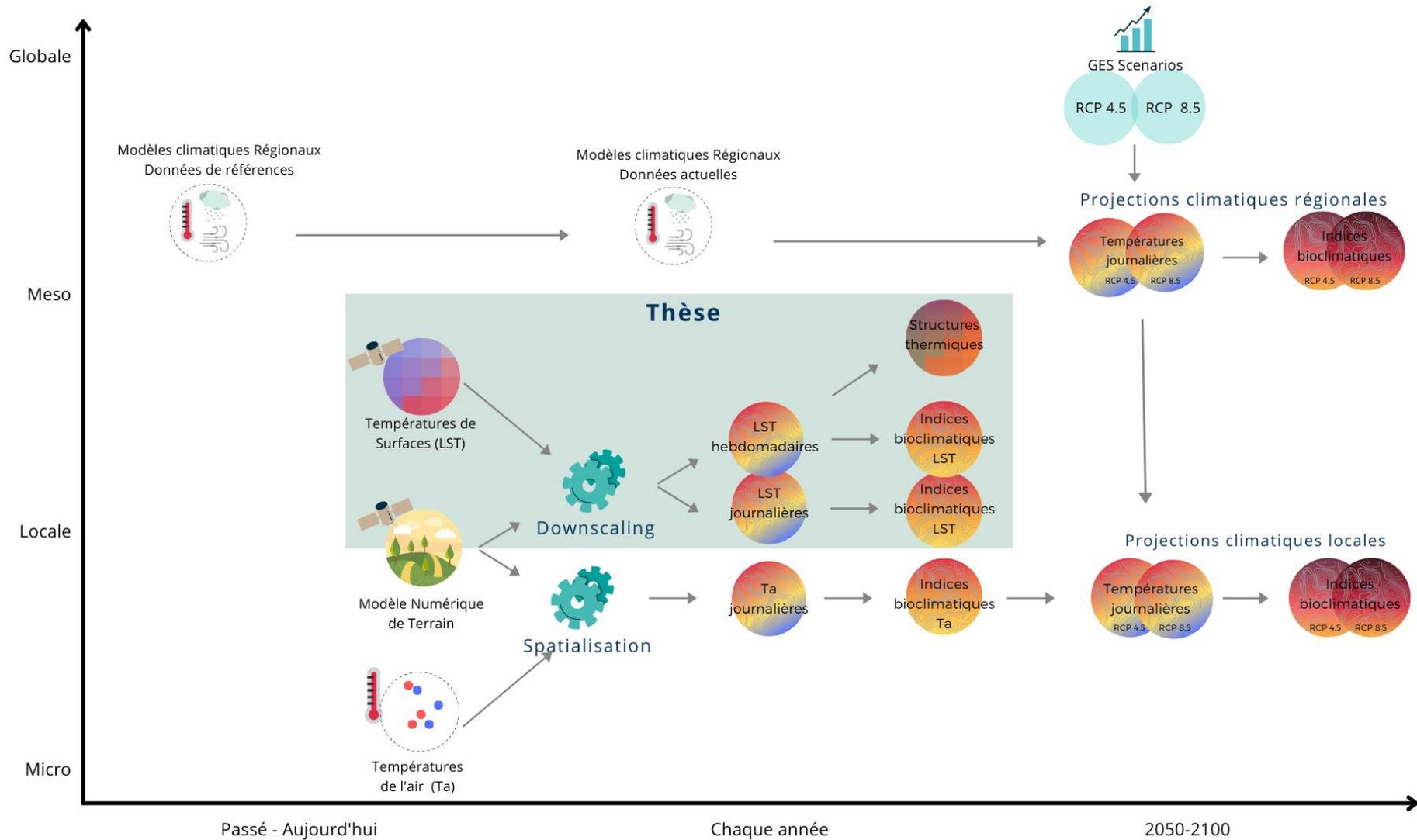


Figure 17. Positionnement de la thèse dans la cartographie des développements effectués durant les projets et études scientifiques antérieurs portant sur la modélisation climatique locale des terroirs viticoles et agrosystèmes

3.2 Sites d'étude

Dans cette thèse, la modélisation climatique à échelle fine à partir d'observation *in situ* et/ou d'images satellites thermiques est basée sur une approche multiscalaire.

A l'échelle régionale, nous avons fait le choix d'étudier **la Gironde** incluant les vignobles bordelais qui est l'une des plus vastes régions viticoles françaises (3.2.1). A cette échelle, l'objectif est d'analyser une diversité de contextes topo-climatiques incluant des terroirs viticoles mais également d'autres types d'occupations et d'usages des sols.

A l'échelle locale, trois sites d'études ont été choisis dans le cadre des projets de recherche présentés dans la *section 1.4*. L'analyse conjointe de plusieurs sites d'études à l'échelle locale est complémentaire puisque ceux-ci présentent individuellement des particularités topo-climatiques. Les deux premières appellations viticoles étudiées sont à l'intérieur de la région viticole bordelaise. Le site de **Saint-Emilion, Pomerol et leurs satellites** (3.2.2) a été étudié dans le cadre de projets de recherches avec l'installation d'un réseau d'observation agroclimatique à échelle fine. Plus récemment, le site de **l'Entre-Deux-Mers** (3.2.3) a été choisi dans le cadre du projet AVVENIR dans le but d'appliquer une approche d'analyse similaire à celle développée sur le site "Saint-Emilion-Pomerol" mais avec des conditions topographiques différentes. Un réseau de capteurs enregistrant la température a été installé dans 35 parcelles couvrant la majeure partie de l'appellation. Le troisième site étudié est la région viticole de **Waipara** en Nouvelle-Zélande (3.2.4). Ce site a la spécificité d'être caractérisé par une topographie accidentée où une grande partie des vignobles sont réparties dans une vallée relativement restreinte à proximité du littoral. La culture de la vigne qui est assez récente est fortement dépendante d'un contexte topo-climatique favorable.

3.2.1 Gironde viticole

3.2.1.1 Contexte géographique du vignoble bordelais

Le vignoble de Bordeaux est situé dans le sud-ouest de la France, entre 44,5°N et 45,5°N de latitude, dans le département de la Gironde (Figure 18- A), qui comporte de multiples occupations et usages du sol (Figure 18- B). La diversité du terroir viticole du Bordelais se traduit par sa complexité due aux types de sols, des cépages, des pratiques de culture, des variations climatiques et son contexte géographique. L'altitude varie de quelques mètres à 140 m au-dessus du niveau de la mer sur l'ensemble du département de la Gironde (Figure 18 – C). Le vignoble bordelais s'étend sur le nord-est de la Gironde jusqu'à 150 km dans les terres, notamment le long du fleuve de la Garonne et de la rivière de la Dordogne traversant la région d'est en ouest. Le sous-sol du vignoble bordelais fait partie du bassin sédimentaire aquitain et a été planté sur des types de sols variés (sablo-graveleux sur dépôts alluviaux du Quaternaire, sols argileux sur calcaire de l'Oligocène) (Bois, 2007).

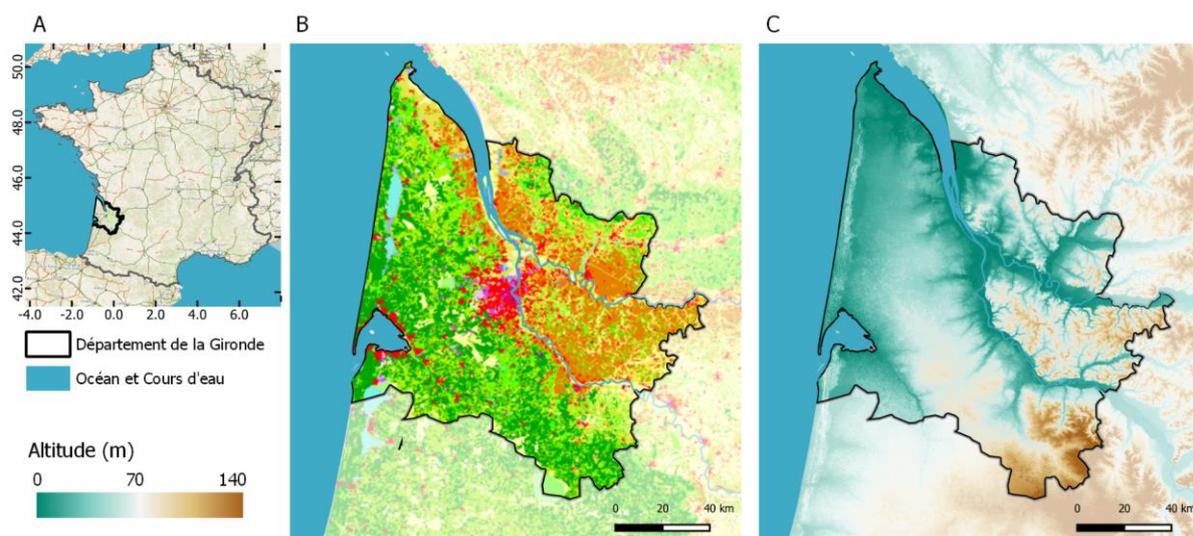


Figure 18. Localisation de la Gironde viticole A) à l'échelle de la France et à l'échelle régionale détaillant B) les occupations du sol avec la surface de vignobles en orange (légende complète en Annexe 3) et C) l'altitude bordées par les fleuves de la Garonne et de la Dordogne

3.2.1.2 Climat du vignoble bordelais

Située sur la façade de l'océan Atlantique, la région du vignoble bordelais correspond au climat tempéré océanique (*Cfb*) selon la classification de Kottek et al. (2006) avec des étés tempérés sans saison sèche. Une analyse plus détaillée met en évidence un « climat méditerranéen altéré » au niveau de l'entrée de l'estuaire de la Gironde, un « climat océanique franc » qui s'étend de l'estuaire jusqu'à la ville de Bordeaux et un « climat océanique altéré » pour le reste du département (Le Treut, 2018). D'après les données de la station météorologique de Bordeaux-Mérignac (Météo-France), la température moyenne annuelle est de 13,8°C et le cumul de précipitations annuel est de 944 mm sur la normale climatique 1981-2010. Les températures minimales et maximales moyennes sont respectivement de 9,1°C et 18,5°C. Une période sèche est identifiée pour les mois de Juin, Juillet et Août (Figure 19). Les flux d'ouest provenant de la face atlantique sont les plus importants et régulent les extrêmes climatiques.

Les événements extrêmes climatiques tels que le gel printanier ou les vagues de chaleur sur le vignoble bordelais peuvent avoir des impacts sur la vigne et la qualité du vin (Drappier *et al.*, 2019 ; Santos *et al.*, 2012). Lors de nuits radiatives et de vents d'est, comme par exemple les épisodes de gel tardif en 2017 ou récemment en avril 2021 ont été destructeurs sur le vignoble bordelais jusqu'à 40% de perte pour le millésime 2017 (Chambre d'Agriculture, 2021). En 2021, après la douceur hivernale et le pic de chaleur atteignant plus de 25°C les premiers jours d'avril qui ont démarrés l'activité de la vigne, les nuits gélives du 7 au 8 avril ont fait des dégâts avec des températures minimales mesurées entre -1°C et -8°C sur la Nouvelle Aquitaine, dont -4,4°C à Bergerac (station la plus proche du département de la Gironde) (Bulletin climatique mensuel régional, avril 2021, Météo France). Les vagues de chaleur peuvent aussi avoir des conséquences importantes sur les rendements et varient selon leurs durées et la date de pic de chaleur (Fraga *et al.*, 2020).

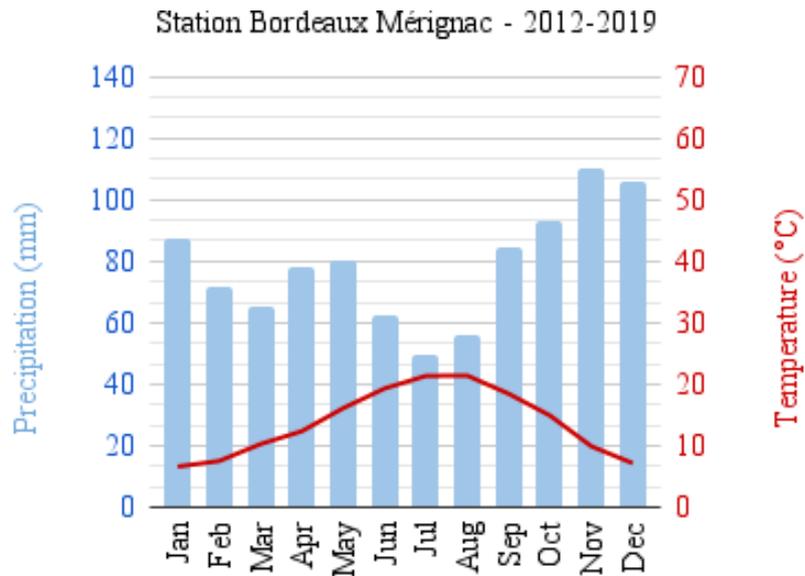


Figure 19. Diagramme ombrothermique de la normale climatique 1981-2010 issue de la station météorologique Bordeaux-Mérignac (Météo France). Les courbes correspondent aux températures mensuelles moyennes (rouge) en degrés Celsius (°C) et les barres au cumul moyen mensuel de précipitations en millimètres (bleu).

3.2.1.3 Production et appellations

Le bassin viticole d'Aquitaine représente 234 917 hectares de culture en vigne de cuve sur 1 959 153 hectares à l'échelle de la France. Dans le département de la Gironde, le vignoble est planté sur 114 600 hectares (catégorie "Tous vins") sur 744 800 hectares sur l'ensemble des régions viticoles françaises. La particularité de la Gironde est sa surface d'appellations protégées qui représente pour les VQPRD / AOC / AOP une superficie de 112 600 hectares (2018) c'est-à-dire 26,4 % du vignoble français (442 600 hectares) et presque 87 % du vignoble aquitain (129 900 hectares) d'après le rapport réalisé par FranceAgriMer la filière Viti-vinicole entre 2008 et 2018 (Agrimer, 2019) (Annexe 5). Le vignoble bordelais est divisé en 39 appellations d'origine contrôlée (AOC) formant ainsi 5 sous-régions viticoles : Le Médoc, Le Blayais-Bourgeais, Le Libournais, Le Graves-Sauternais et L'Entre-Deux-Mers (Figure 20). La production est dominée par les vins rouges (80%). Les vins sont majoritairement issus d'assemblages. Les principaux cépages pour la production de vins rouges sont le merlot (plus de 60 %), le cabernet sauvignon (25%) cabernet franc (11%) et en plus faibles proportions le Côt (malbec), petit verdot et carménère ; et pour les vins blancs, ce sont les cépages le sémillon (53%), le sauvignon blanc (38%), la muscadelle (6%), le colombarde et de l'ugni blanc (CIVB, 2022, Annexe 6).

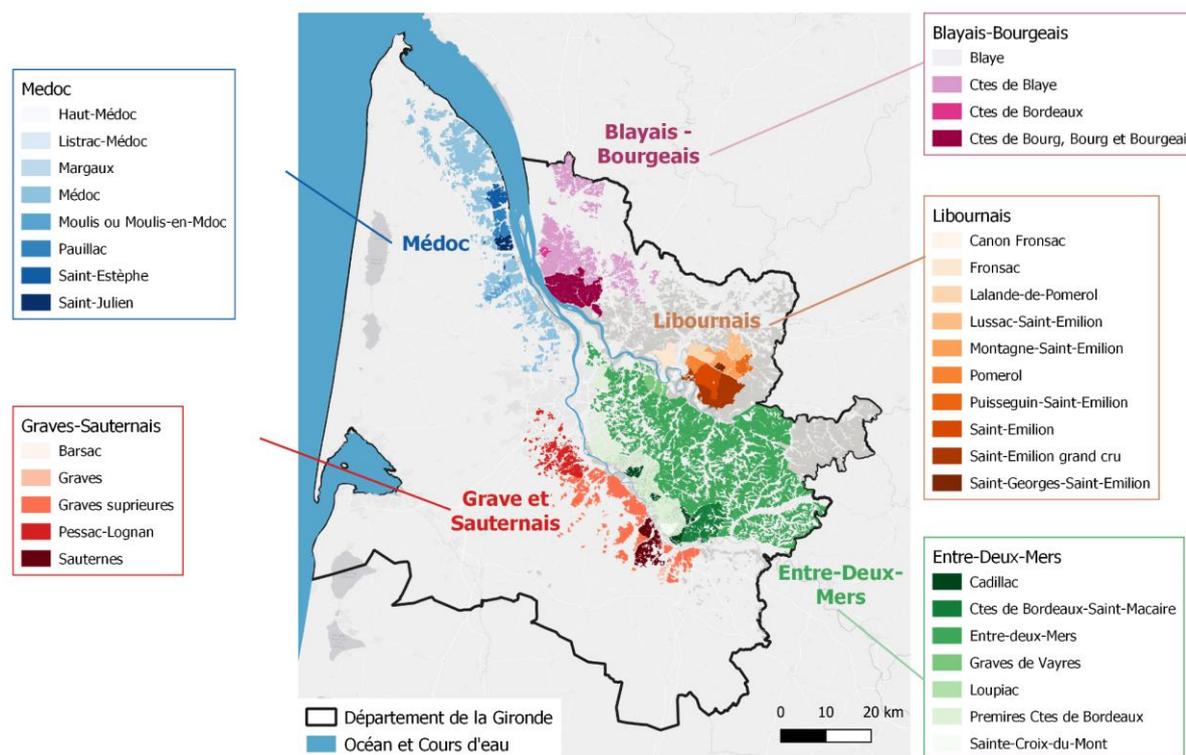


Figure 20. Localisation du vignoble bordelais composé de 5 sous-régions viticoles du vignoble bordelais et de 39 Appellations d'Origine Contrôlées (AOC). / carte de cépage en grille (Adapté des données vectorielles INAO)

3.2.2 Saint-Emilion, Pomerol et leurs satellites

3.2.2.1 Caractéristiques du site

Au sein du territoire du Libournais, le site d'étude de Saint-Emilion, Pomerol et leurs satellites a été choisi pour l'étude de la variabilité locale du climat à l'échelle du terroir. Cet espace viticole est situé au nord-est du vignoble bordelais, sur la rive droite de la Dordogne et à l'est de la ville de Bordeaux (Figure 21- A). Son terroir viticole millénaire a été reconnu en 1999 au patrimoine mondial de l'UNESCO en inscrivant huit villages de la Juridiction de Saint Emilion. La vigne domine majoritairement l'occupation du sol et représente une activité économique et culturelle importante pour la région (Figure 21- B). La production est principalement du vin rouge et les principales variétés cultivées sont le merlot (environ 75%), le cabernet franc (environ 16%), et le cabernet-sauvignon (environ 8%).

Le contexte topographique de ce site d'étude est varié et se démarque du vignoble bordelais s'expliquant en partie par la diversité géologique. L'altitude varie de quelques mètres à environ 100 mètres formant une diversité de contextes topographiques à une échelle plus fine. Ce site couvre des plateaux calcaires à une centaine de mètres d'altitude, des côtes bordées de pentes allant jusqu'à 45% d'inclinaison, des pieds de côtes au pied des vallées bordées par les cours d'eau principaux (Figure 21 - C).

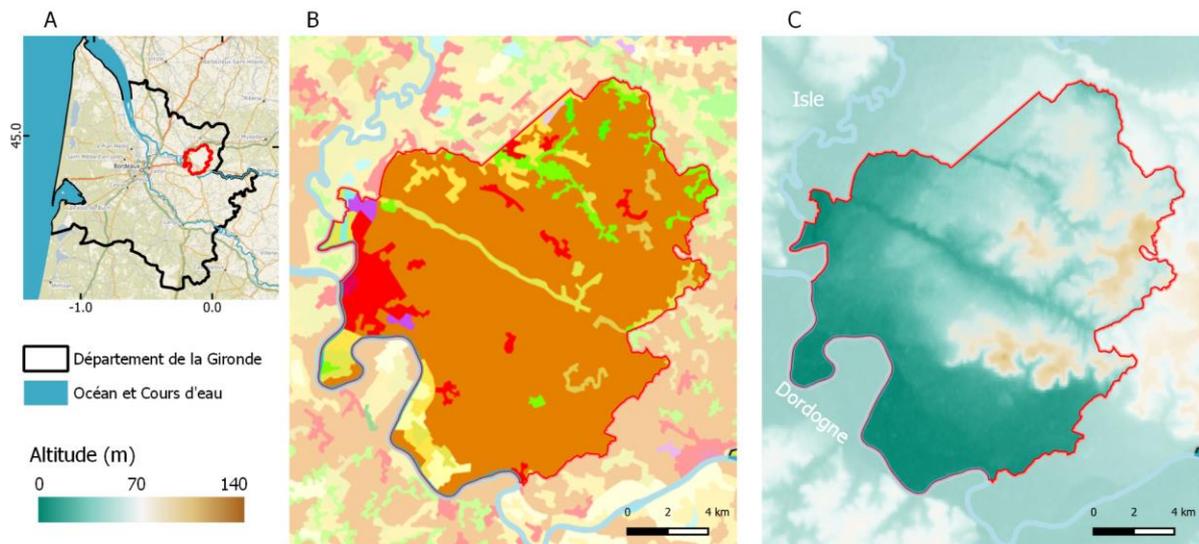


Figure 21. Localisation du site Saint-Emilion, Pomerol et leurs satellites : A) à l'échelle de la Gironde et à l'échelle locale détaillant B) les occupations du sol avec la surface de vignobles en orange (légende complète en Annexe 3), et C) l'altitude et les deux cours d'eau à l'ouest par l'Isle et au sud par la Dordogne

L'analyse des types de sols et leur importance dans le terroir du vignoble Libournais sont étudiés depuis des décennies (Gourdon-Platel, 1978 ; Guilloux-Benatier *et al.*, 1978 ; van Leeuwen, 1991 ; van Leeuwen *et al.*, 1989). La description des sols et le cadre géologique de Saint-Emilion et les communes environnantes ont été détaillées par van Leeuwen *et al.* (1989). Trois principaux ensembles géologiques sont présents :

- Plateaux calcaires bordés par des versants avec des pentes variées taillés dans la molasse du Fronsadais (principalement calcaire) : Saint Emilion, Saint Christophe des Bardes, Saint Hippolyte, Saint Etienne de Lisse et Montagne
- Terrasses quaternaires de l'Isle (marquées par la texture) : Pomerol, Lalande-de-Pomerol, Libourne, Néac et Montagne
- Système alluvial de la Dordogne au sud : Saint Sulpice de Faleyrens, Saint Laurent des Combes, Vignonet, Saint Pey d'Armens et Sainte Terre

3.2.2.2 Surfaces de production et appellations

Le site de Saint-Emilion, Pomerol et leurs satellites est représenté par 9 AOC sur les 13 AOC du Libournais (Figure 22). L'appellation des vins de Bordeaux couvre la globalité de ce site et les autres appellations représentées sont Saint-Emilion (1171 ha), Saint-Emilion grand-cru (4160 ha), Lalande-de-Pomerol (1154 ha), Lussac Saint-Emilion (1461 ha), Montagne Saint-Emilion (1490 ha), Pomerol (792 ha), Puisseguin Saint Emilion (731 ha) et Saint-Georges-Saint-Emilion (199 ha).

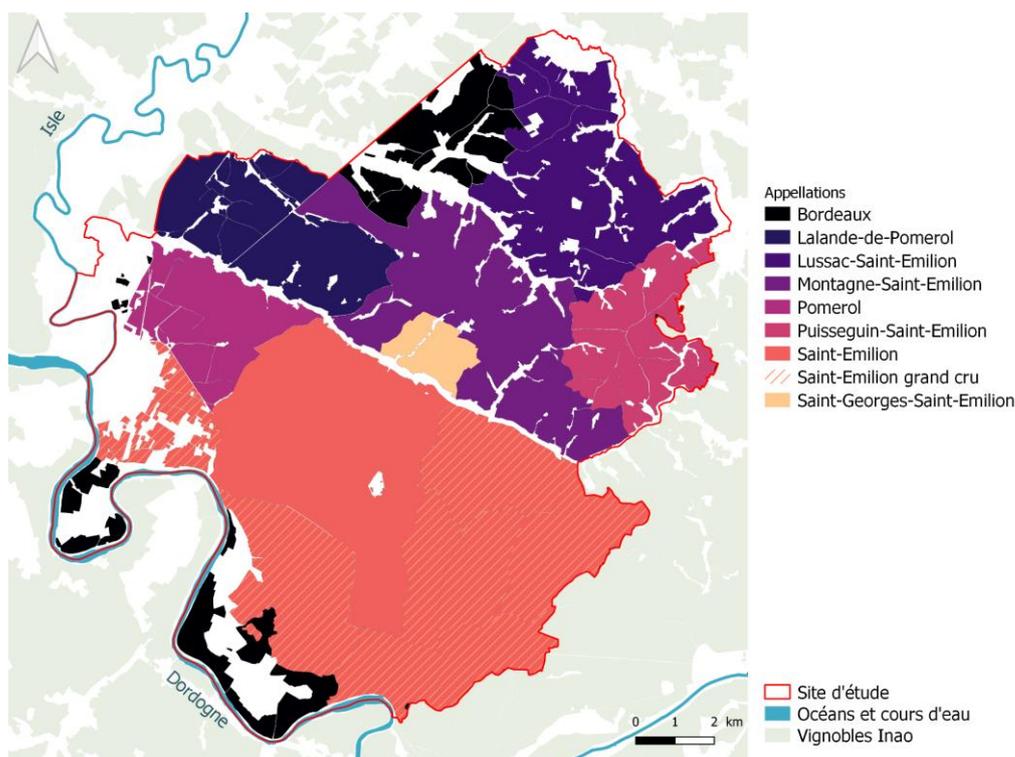


Figure 22. Appellations de la région viticole de Saint-Emilion, Pomerol et leurs satellites (données vectorielles INAO)

3.2.2.3 Conditions climatiques locales

Le climat du site Saint-Emilion, Pomerol et leurs appellations est de type “océanique tempéré” (Cfb, Koppen). La température moyenne annuelle est de 13,7°C et le cumul de précipitations moyen annuel est de 788 mm pour la normale climatique 1981-2010 (station météorologique de Saint-Emilion, Météo France, (Le Roux *et al.*, 2017a)). Les flux d’ouest provenant de la face atlantique sont les plus importants et régulent les extrêmes climatiques. Les mois secs lors de la période estivale de Juillet et Août bénéficient également de précipitations.

3.2.3 Entre-Deux-Mers

3.2.3.1 Caractéristiques du site

La région viticole de l’Entre-Deux-Mers se situe dans le vignoble bordelais et couvre une large zone qui s’étend sur près de 60 km d’ouest en est et d’environ 30 km du nord au sud. Cette région a une forme triangulaire allant de la confluence de la Garonne et de la Dordogne (le bec d’Ambès), dont la limite nord-est est la Dordogne et la limite sud est la Garonne (Figure 23-A). L’Entre-Deux-Mers est caractérisée pour ses vins blancs secs qui représentent 80% de la production bordelaise majoritairement avec le cépage sauvignon blanc, mais aussi pour ses vins moelleux et liquoreux.

Les surfaces en vigne sont majoritaires, avec des zones plus diversifiées notamment à l’ouest avec des surfaces urbanisées ou au sud-est avec des zones majoritaires de cultures annuelles (Figure 23-B).

Le contexte topographique de ce site d'étude est qualifié par une diversité de reliefs, d'expositions et de sols (sables, argile, graves et argilo-calcaire). Cette région est marquée par de nombreuses rivières formant un paysage de collines, de coteaux, de plateaux calcaires et de vallées. L'altitude varie de quelques mètres dans les vallées à environ 140 m sur les collines et plateaux qui se situent principalement vers l'est (Figure 23-C).

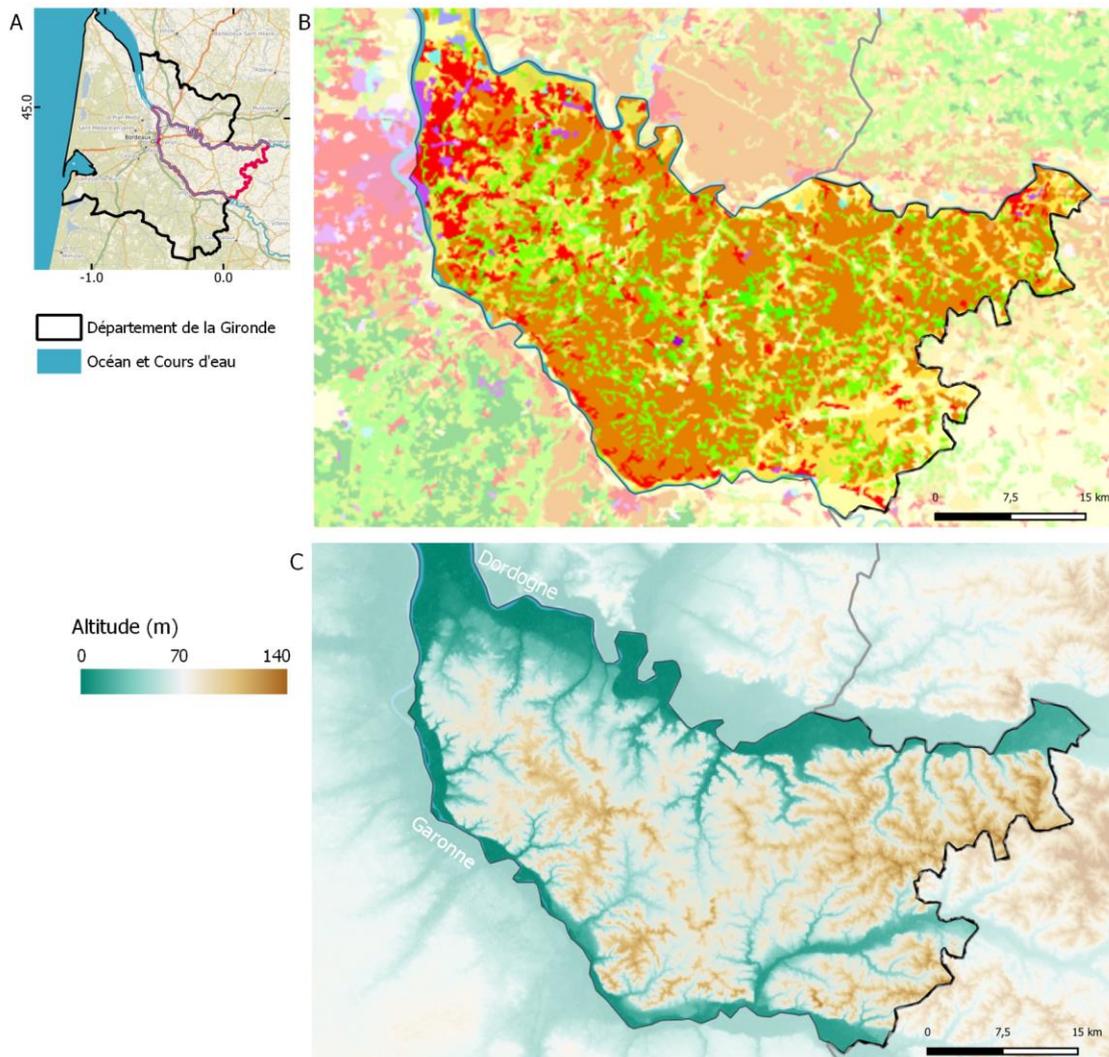


Figure 23. Localisation de la région viticole de l'Entre-Deux-Mers : A) à l'échelle de la Gironde et à l'échelle locale détaillant B) les occupations du sol avec la surface de vignobles en orange (légende complète en Annexe 3) et C) l'altitude et les deux cours d'eau à l'ouest par l'Isle et au sud par la Dordogne

3.2.3.2 Surfaces de production et appellations

La région viticole de l'Entre-Deux-Mers est vaste avec une zone de production couvrant plus de 7000 hectares. Cette région regroupe plusieurs appellations : l'Entre-Deux-Mers qui est l'AOC la plus caractéristique de cette région, Premières Côtes de Bordeaux, Cadillac, Loupiac, Sainte-Croix du Mont, Sainte Foy de Bordeaux, Graves de Vayre, Bordeaux Haut Benauge, et Côtes de Bordeaux-Saint-Macaire. La majorité des vignobles bénéficient des AOC Bordeaux et Bordeaux Supérieurs (Figure 24). Les cépages traditionnels du bordelais sont cultivés tels

que le sauvignon blanc et le merlot, le cabernet sauvignon, le cabernet franc, le petit verdot, le malbec, le sémillon, le sauvignon gris et la muscadelle (Figure 25).

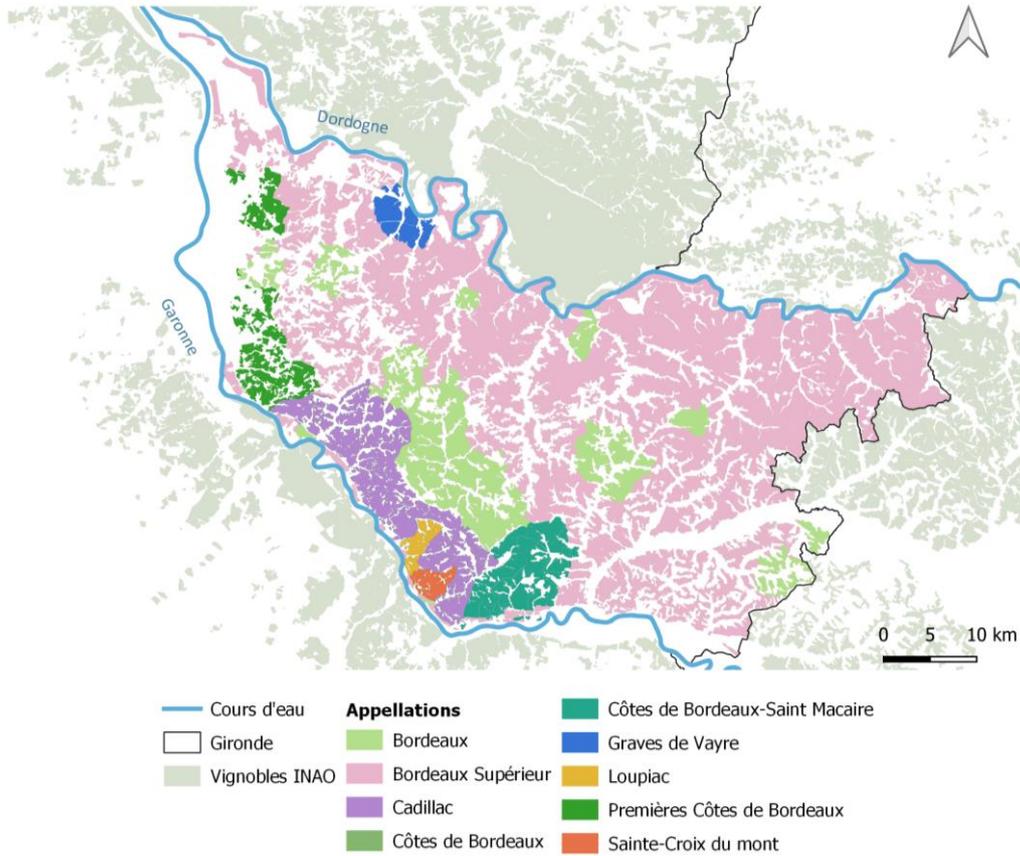


Figure 24. Appellations de la région viticole de l'Entre-Deux-Mers (données vectorielles INAO)



Figure 25. Paysage viticole de L'entre-Deux-Mers.

3.2.3.3 Conditions climatiques locales

L'Entre-Deux-Mers est caractérisé par des conditions climatiques océaniques tempérées (Cfb, Koppen) et bénéficie des influences océaniques par l'estuaire de la Gironde. N'ayant pas de séries de données suffisamment longues pour calculer des normales climatiques, le climat moyen de l'Entre-Deux-Mers est ici présenté sur la période 2012-2019 à partir des données de la station Météo-France de Saint-Sulpice de Pommiers (située dans le centre de l'Entre-Deux-Mers) (Figure 26).

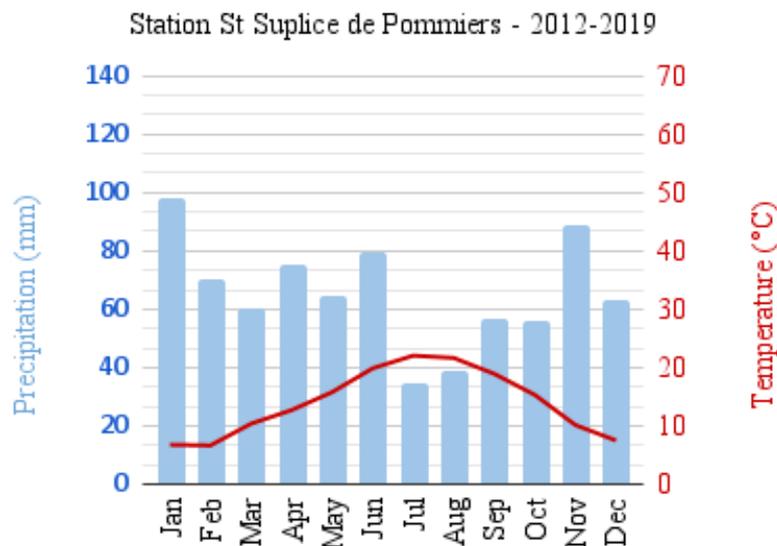


Figure 26. Diagramme ombrothermique de la normale climatique 1981-2010 issue de la station météorologique Saint-Sulpice des Pommiers (Météo France). Les courbes correspondent aux températures mensuelles moyennes (rouge) en degrés Celsius (°C) et les barres au cumul moyen mensuel de précipitations en millimètres (bleu).

3.2.4 Waipara valley

3.2.4.1 Caractéristiques du site

La région viticole de la vallée de Waipara est une sous-région du *North Canterbury* sur l'Île du Sud de la Nouvelle Zélande (Figure 27 A-B). La vallée de Waipara est une zone de production récente qui a été plantée dans les années 1980 et qui couvre aujourd'hui environ 1250 hectares et a des appellations d'origine protégées depuis 2016. La région bénéficie d'un climat unique créé par la topographie, la ligne de crête du Mont-Cass protégeant la région de la brise marine fraîche qui affecte Canterbury au nord de Christchurch. Cependant, elle est toujours considérée comme un endroit au climat frais, ce qui se reflète dans les cépages prédominants qui y sont cultivés : pinot noir (438 hectares), riesling, chardonnay et sauvignon blanc. Le North Canterbury représente environ 4% de la surface totale des vignobles en Nouvelle-Zélande (40 232 ha) (New Zealand Wine, 2021). La viticulture est en grande partie irriguée.

L'occupation du sol est composée majoritairement de surfaces agricoles, tels que des vignobles, d'autres cultures ou de la forêt (Figure 27-C). La région comprend à la fois des plaines alluviales, des terrasses et des coteaux sur des argiles dérivées du calcaire.

Ce site expérimental est caractérisé par un contexte topographique accidenté engendrant une très forte variabilité locale du climat sur des espaces restreints. La vallée de Waipara s'étend sur une zone d'environ 10 km d'est en ouest et d'une vingtaine de kilomètres de long. Cette vallée est enclavée entre les Alpes du Sud à l'ouest et les collines de Teviotdale qui longent le littoral à l'est. L'altitude des vignobles de la vallée de Waipara varie d'environ 50 m jusqu'à environ 220 m (Figure 27-D).

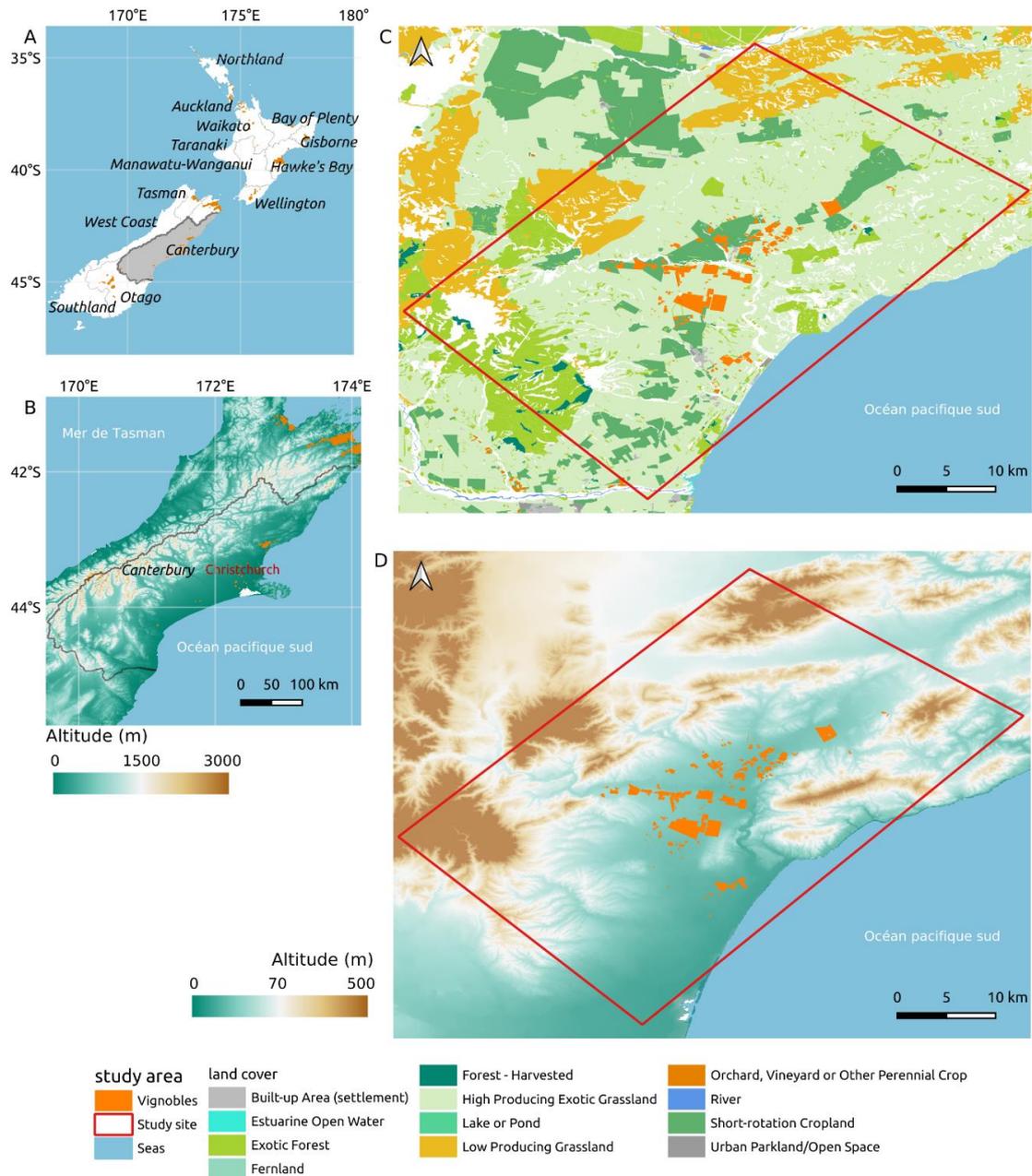


Figure 27. Localisation de la région viticole de Waipara A) à l'échelle de la Nouvelle-Zélande B) et à l'échelle de la région du Canterbury détaillant C) les occupations du sol avec la surface de vignobles en orange et D) l'altitude

3.2.4.2 Conditions climatiques locales

Le vignoble est soumis à un climat océanique tempéré (11,8°C en moyenne annuelle) avec des précipitations plus importantes en période hivernale (> 60 mm) qu'en période estivale (< 45 mm) pour un cumul moyen annuel de 624 mm. La proximité de l'océan Pacifique et les reliefs très marqués influencent les conditions climatiques. La vallée de Waipara est protégée par les hautes altitudes des Alpes du sud qui limitent les perturbations d'ouest et les collines à l'est qui limitent les entrées maritimes (Chapitre 5). La saison végétative s'étend du mois d'octobre au mois d'avril (Figure 28).

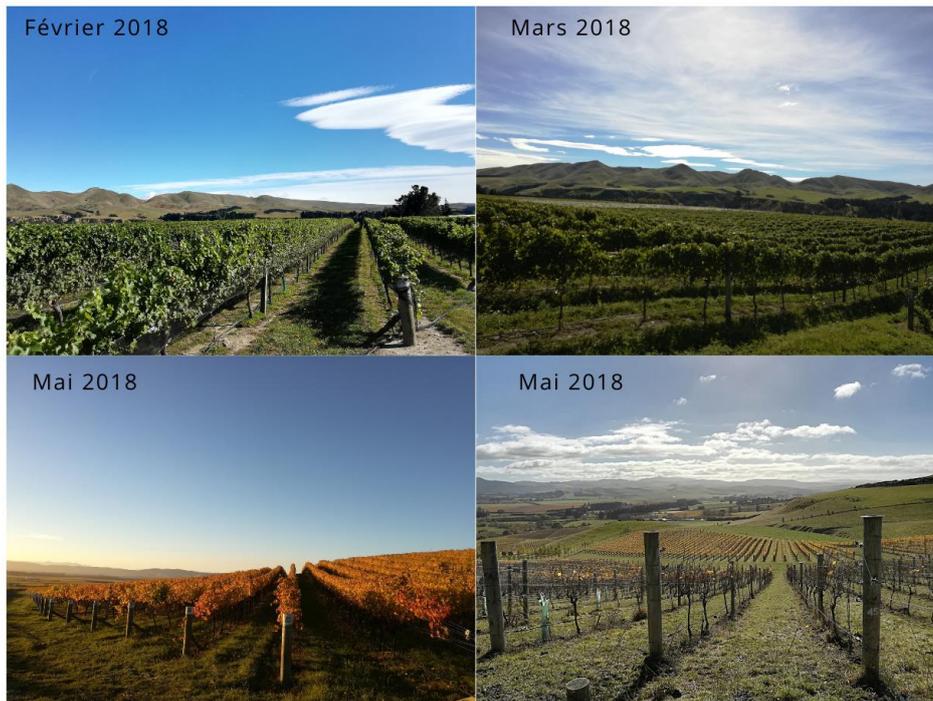


Figure 28. Paysage viticole de la vallée de Waipara

3.3 Données utilisées

Dans cette thèse, trois types de données ont été mobilisées (Figure 29) :

- **Les données de température de l'air** acquises par les réseaux de capteurs installés dans les vignobles dans le cadre des projets de recherches (section 4.2). Ces données sont ponctuelles et ont été acquises au pas de temps horaire puis les minimales et les maximales journalières (section 4.2.2).
- **Les modèles numériques de terrain (MNT)** à cinq résolutions spatiales différentes ont permis de dériver des variables topographiques pour chacune des résolutions (section 4.1).
- **Les données de températures de surface** sont dérivées des satellites Terra et Aqua (section 4.4). Les produits journaliers (MOD11A1/MYD11A1) correspondent à quatre acquisitions journalières, dont deux de jour (maximales) et deux de nuit (minimales).

Les produits hebdomadaires sont des composites moyennés sur 8 jours pour chaque acquisition dont deux de jour (maximales) et deux de nuit (minimales).

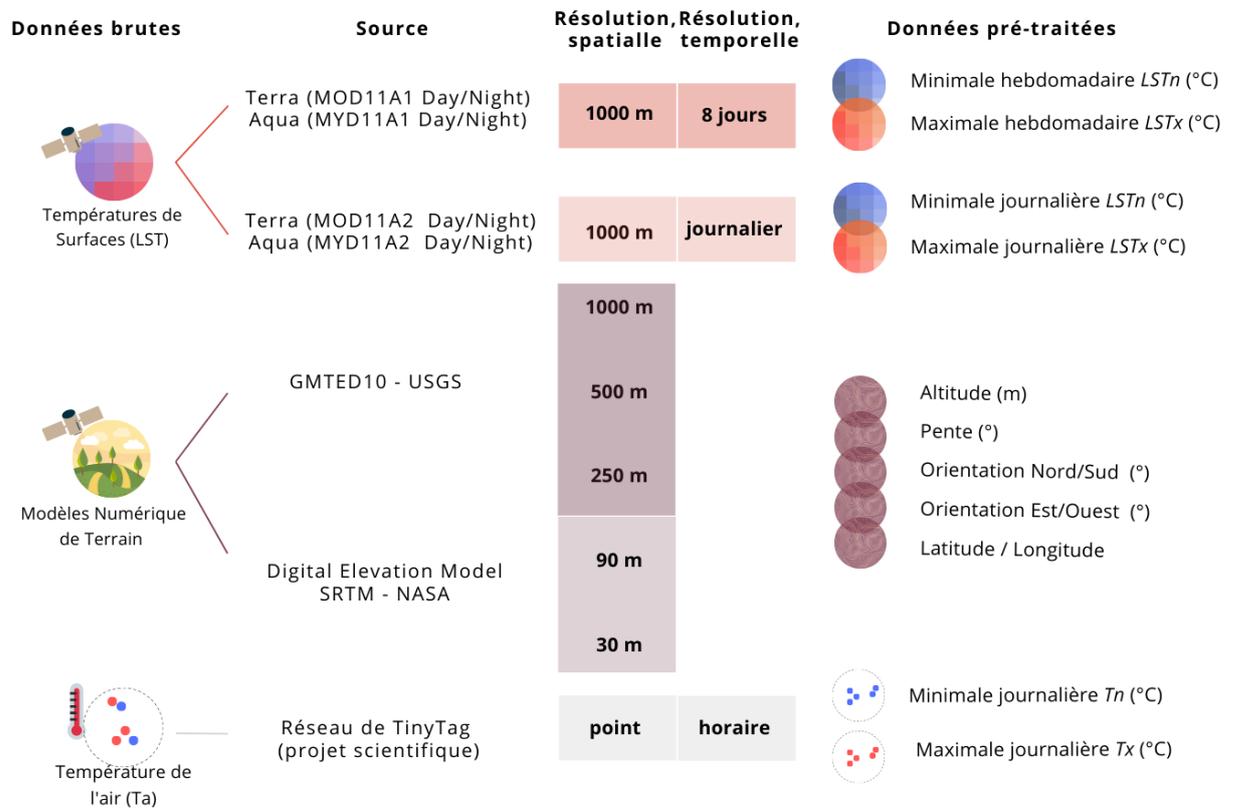
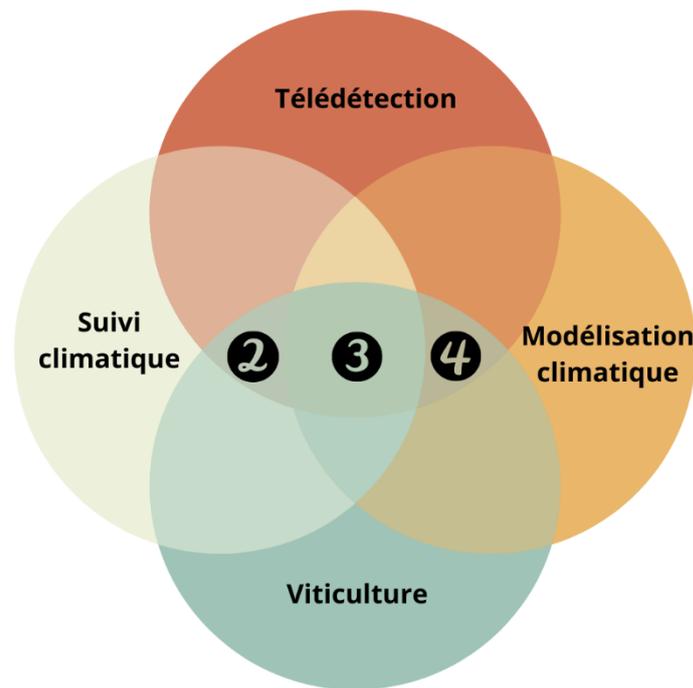


Figure 29. Résumé des données utilisées dans la thèse

3.4 Méthodologie générale

La structure de la thèse s’articule en quatre parties correspondant à deux échelles spatiales d’analyse. Après une première partie établissant le contexte, les enjeux et les verrous scientifiques, la deuxième partie et la troisième partie répondent à des spécificités de l’échelle locale et la quatrième partie se concentre sur les aspects régionaux. Ainsi, la deuxième partie a pour but de caractériser les variabilités thermiques et topographiques locales. La troisième partie concerne la descente d’échelle des températures de surface selon les facteurs topographiques locaux. La quatrième aborde le développement d’une méthode d’identification de structures thermiques régionales (Figure 30).



- ② ECHELLE LOCALE - SUIVI ET VARIABILITÉS TOPOCLIMATIQUES
- ③ ECHELLE LOCALE - DESCENTE D'ÉCHELLE DES TEMPÉRATURE DE SURFACES
- ④ ECHELLE RÉGIONALE - STRUCTURES THERMIQUES LOCALES

Figure 30. Schéma d'imbrication des parties structurant la thèse

3.4.1 Echelle locale - Caractérisation des variabilités thermiques et topographiques à l'échelle des vignobles (*partie 2*)

Cette partie a pour objectif d'étudier la variabilité spatio-temporelle locale de la température en fonction de la topographie (Figure 31 – *Partie 2*). Cette partie se décline en trois objectifs :

- Reconduire et analyser les séries temporelles de températures de l'air et des indices bioclimatiques
- Construire et analyser les séries temporelles de températures de surface
- Évaluer les relations statistiques entre les températures de l'air et les températures de surface

La première étape vise à identifier les variabilités thermiques locales à partir de séries temporelles de températures de l'air en fonction des structures topographiques (*Chapitre 4*). Dans la continuité des projets de recherches antérieurs, les séries temporelles journalières de températures de l'air acquises dans la canopée des vignobles sont utilisées pour caractériser le climat et les variabilités locales aux échelles temporelles journalières (ex : événements extrêmes) et saisonnières (ex : indices bioclimatiques) (*section 4.2*). La région viticole de l'Entre-Deux-Mers a été choisie pour étudier les variabilités locales à une échelle large à partir d'un réseau de capteurs installés récemment (*section 4.3*).

La seconde étape vise à construire et évaluer les séries temporelles de températures de surface avec un suivi journalier (*section 4.4*). Les produits de températures de surface journalières correspondant à quatre acquisitions par jour seront analysés individuellement pour identifier la variabilité des températures minimales et maximales. Les séries temporelles des températures de l'air journalière seront utilisées pour effectuer des corrélations statistiques et comparer avec la distribution spatiale des températures de surface. La région viticole de Waipara a été choisie pour analyser le potentiel des séries temporelles de températures de surface dans un contexte topographique accidenté (*Chapitre 5*).

3.4.2 Echelle locale - Modélisation climatique locale par descente d'échelle des températures de surface (*partie 3*)

La troisième partie de cette thèse aborde l'évaluation de l'imagerie thermique en modélisation climatique à l'échelle locale (Figure 31 – *Partie 3*). La méthode de modélisation est basée sur le lien statistique entre les variables climatiques (ici, les températures) et les facteurs topographiques. L'approche de spatialisation de données ponctuelles est adaptée vers une approche de descente d'échelle des images thermiques MODIS (mailles de 1km de résolution). Cette partie a pour objectif de :

- Appliquer la méthode de modélisation statistique pour spatialiser les températures de l'air
- Adapter la méthode de modélisation statistique basée sur des prédicteurs topographiques aux données satellites thermiques
- Évaluer l'approche de modélisation statistique locale pour la descente d'échelle des températures de surface (*downscaling*)

La première étape vise à appliquer la méthode de modélisation statistique locale basée sur des prédicteurs topographiques pour spatialiser les températures de l'air. L'approche développée en contexte viticole et les prédicteurs topographiques aux différentes résolutions spatiales de 1000m à 30m seront détaillés dans le *Chapitre 6*. Le site d'étude de Saint-Emilion Pomerol a été choisi pour bénéficier des résultats des études antérieures réalisées, les données de températures de l'air acquises entre 2012 et 2018 par un réseau de 90 capteurs et son contexte topographique varié.

La seconde étape vise à adapter et évaluer la méthode de modélisation statistique pour la descente d'échelle des températures de surface basée sur des prédicteurs topographiques. Les séries temporelles de températures de surface journalières et hebdomadaires acquises entre 2012 et 2018 seront modélisées à des résolutions spatiales identiques aux spatialisations des températures de l'air, permettant d'analyser les variabilités des modèles. La cartographie des indices bioclimatiques propres à la viticulture sera analysée pour comparer les modélisations aux différentes résolutions spatiales des températures de l'air, des températures de surface journalières et des températures de surface hebdomadaires (*Chapitre 7*). La résolution spatiale présentant les meilleurs résultats à l'échelle locale sera ensuite mobilisée dans l'approche régionale.

3.4.3 Echelle régionale - Identification de structures thermiques à partir de séries temporelles de températures de surface modélisées (*partie 4*)

La quatrième partie de cette thèse vise à développer une méthode d'identification de structures thermiques régionales regroupant des variabilités topoclimatiques (Figure 31 – *Partie 4*). Cette partie a pour objectif de :

- Appliquer la méthode de descente d'échelle des températures de surface dans une approche régionale
- Identifier des structures thermiques régionales
- Évaluer les effets topographiques sur la caractérisation des structures thermiques

La première étape vise à appliquer la méthode de descente d'échelle statistiques aux données de températures de surface dans une approche régionale à partir des variables topographiques à 500 m de résolution spatiale. Les produits de températures de surface minimales et maximales hebdomadaires seront modélisées pour les saisons végétatives de mars à octobre sur la période de 2012 à 2018. La Gironde a été choisie pour évaluer la méthode de descente d'échelle à l'échelle régionale couvrant une diversité topographique, d'occupation et d'usages des sols et de climats locaux.

La seconde étape vise à identifier des structures thermiques régionales à partir des températures de surface modélisées en fonction des variables topographiques. Une méthode de clustering non supervisée à partir de l'algorithme *Self Organizing Map* (SOM) sera évaluée pour caractériser des structures thermiques basées sur les minimales et maximales moyennes par pixels sur la saison végétative. L'objectif majeur sera de caractériser spatialement les structures thermiques (*Chapitre 8*)

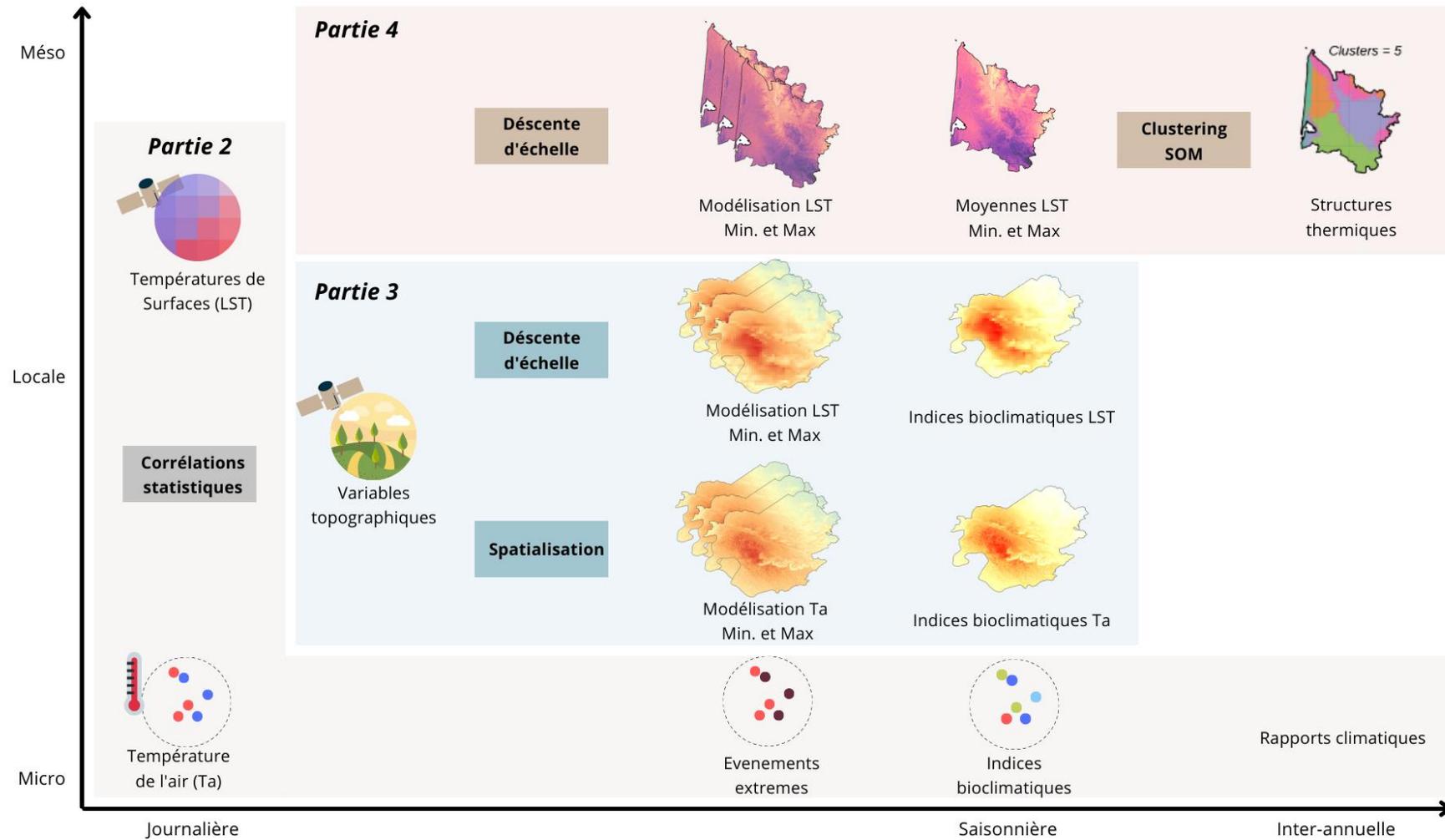


Figure 31. Schéma méthodologique de la structure de thèse

CONCLUSION DE PREMIERE PARTIE

Le changement climatique global et plus particulièrement la hausse des températures ont des répercussions aux échelles fines. La température moyenne globale a augmenté de +0.85°C sur la période 1995-2014 par rapport à 1850-1900 et devrait atteindre +1.5°C dans les 20 prochaines années (Masson-Delmotte et al., 2018). La modélisation climatique est un outil essentiel pour comprendre ces changements globaux et leurs impacts aux différentes échelles. Les modèles climatiques permettent d'étudier l'évolution du climat passé et futur à l'échelle globale et régionale. Cependant, leurs résolutions spatiales sont limitées et comportent des biais et incertitudes accentués par la descente d'échelle spatiale. L'utilisation de ces modèles reste adaptée à des échelles régionales et comportent des difficultés à représenter les variabilités les plus fines et nécessitent des ressources de calcul importantes.

Face au changement climatique, la filière vitivinicole établit des mesures d'adaptation et d'atténuation à l'échelle des terroirs viticoles. Les impacts sont mesurés à différentes échelles, nécessitant une compréhension fine des mécanismes climatiques. A l'échelle mondiale, les limites géographiques de la culture de la vigne ont évolué affectant les propriétés climatiques régionales. A l'échelle régionale, les conditions atmosphériques déterminent la potentialité de production de la vigne (cépage, et période de croissance). A l'échelle locale, les variabilités climatiques des échelles supérieures sont amplifiées par les facteurs locaux qui influencent la diversité des vins d'un terroir viticole. Les échelles spatiales s'imbriquent dans les évolutions des échelles temporelles (interannuelle, millésime, et journalière) qui impactent le développement de la vigne.

Les enjeux de la modélisation climatique en viticulture sont axés sur l'imbrication de ces échelles spatiales et temporelles. Les modèles climatiques globaux et régionaux permettent de répondre aux échelles les plus larges. Néanmoins, le développement de méthodes de modélisation climatique aux échelles les plus fines a été nécessaire pour étudier les terroirs viticoles. Dans ce contexte, des réseaux de mesures climatiques ont été installés dans des terroirs viticoles pour caractériser les variabilités climatiques en fonction des facteurs locaux. Les projets de recherche ont permis d'établir une méthode adaptée à cette échelle par une approche de spatialisation des observations au sol pour couvrir le terroir viticole.

Néanmoins, cette approche a soulevé des limites de reproductibilité et de couverture plus globale des régions viticoles. Pour pallier à la contrainte des réseaux de mesures au sol, les données acquises par satellites apparaissent comme potentiel pour répondre à ces besoins. Les images satellites thermiques ont été explorées dans la cadre de cette thèse pour intégrer l'approche de modélisation climatique journalière des terroirs viticoles.

SECONDE PARTIE - CONSTRUCTION ET EVALUATION DE SERIES TEMPORELLES EN SUIVI CLIMATIQUE

La modélisation climatique à l'échelle locale, nécessite des réseaux d'observations climatiques denses prenant en compte les variabilités du contexte topographique local afin de construire et de valider les modèles. Des réseaux de mesures climatiques ont été déployés dans plusieurs vignobles expérimentaux dans le cadre de projets de recherche en France et en Nouvelle-Zélande (section 1.5). Ces séries temporelles ont permis de caractériser la variabilité spatiale et temporelle des températures à l'échelle des sites expérimentaux. L'évaluation de ces mesures est une étape primordiale dans l'approche de modélisation climatique locale basée sur ces données.

*En effet, le climat (ici, la température) joue un rôle majeur sur la phénologie de la vigne et impacte la qualité et la typicité des vins. La variabilité de température peut être observée à l'échelle d'une parcelle comme à l'échelle d'un territoire viticole principalement sous l'influence des facteurs topographiques. La spécificité climatique d'un terroir est déterminée par les variabilités climatiques à l'échelle journalière, à l'échelle saisonnière et par l'intensité et la durée des événements extrêmes (**Chapitre 4**).*

*Dans l'objectif de répondre aux enjeux de reproductibilité et de couverture plus large de ces analyses climatiques des terroirs, les séries temporelles d'images satellites thermiques ont été explorées. La télédétection thermique permet de dériver la température de surface à des résolutions temporelles fines (intra-journalières) combinées à des résolutions spatiales moyennes (kilométriques). Dans ce contexte, les séries temporelles de températures de surface ont été évaluées à partir des séries temporelles de températures de l'air acquises dans les vignobles. L'analyse statistique entre ces deux données permet de mieux comprendre les potentiels biais liés à la période d'acquisition des données ou aux effets liés aux facteurs locaux (**Chapitre 5**).*

Chapitre 4. SUIVI CLIMATIQUE PAR OBSERVATION AU SOL ET PAR TELEDETECTION THERMIQUE

4.1. RÔLE DE LA TOPOGRAPHIE SUR LES VARIATIONS DE TEMPÉRATURES	78
4.2. SÉRIES TEMPORELLES DE TEMPÉRATURES DE L'AIR	80
4.3. SUIVI CLIMATIQUE DE TERROIRS VITICOLES À PARTIR D'OBSERVATION AU SOL	84
4.4. SÉRIES TEMPORELLES DES TEMPÉRATURES DE SURFACE	87
4.5 CONCLUSION	92

Ce chapitre consiste à exposer l'approche méthodologique de suivi climatique dans les terroirs viticoles et de le transposer aux données satellites thermiques. La première section vise à présenter le rôle de la topographie sur les variabilités climatiques locales. La seconde section présente l'acquisition et la construction de séries temporelles de températures de l'air acquises dans les vignobles. La troisième section expose l'approche de suivi climatique adaptée aux terroirs viticoles appliquée à la région viticole de l'Entre-Deux-Mers. Enfin, la dernière section présente la construction des séries temporelles de températures de surface issues des images satellites thermiques MODIS.

4.1 Rôle de la topographie sur les variations de températures

4.1.1 Relation entre la topographie et le climat local

Le climat local est affecté par les influences atmosphériques régionales et les influences locales du terrain. Le terme *topoclimat* introduit par Thornthwaite (1953) fait référence aux interactions entre l'atmosphère et les facteurs topographiques qui conditionnent les échanges d'énergie et par conséquent une diversité de climat locaux (Bonney, 2013 ; Carrega, 1994 ; Orlanski, 1975). Les éléments topographiques tels que l'élévation, la pente et l'exposition affectent les phénomènes météorologiques. Dans le cadre du suivi climatique à l'échelle locale en viticulture, des réseaux de mesures ont été installés dans les régions viticoles de manière à couvrir la diversité des conditions topographiques. L'objectif est d'avoir un réseau de mesures intégrant les variations locales du climat dues à la topographie.

4.1.2 Modèles Numérique de Terrain

Les Modèles Numériques de Terrain (MNT) mobilisés dans cette thèse ont différentes résolutions spatiales variant de 1000m à 30m et ont été utilisés pour dériver des variables topographiques nécessaires dans les méthodes de modélisation climatique statistique que ce soit pour la spatialisation des températures de l'air (Le Roux *et al.*, 2017a) ou la descente d'échelle de modèles climatiques (Le Roux *et al.*, 2018) (Tableau 3).

Pour les résolutions spatiales à l'échelle locale, le produit ***Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) 1 Arc-Second Global*** décliné à 30m et 9 m a été utilisé. La mission spatiale *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), réalisée en 2000 par la NASA a permis d'acquérir des données issues de la Télédétection Radar (Bande-C) et permettant ainsi de créer le premier ensemble de MNT en libre accès et ce sur l'ensemble des continents (80% des terres émergées).

Pour les résolutions spatiales à l'échelle régionale, le produit ***Global Multi-resolution Terrain Elevation Data (GMTED2010)*** décliné à 250m, 500m et 1000m a été utilisé. En 2010, le modèle GMTED2010 le produit GTOPO30 (1000m de résolution spatiale) datant de 1996 dans le but de soutenir l'utilisation de produits génériques. Le produit GMTED10 a été réalisé à partir de 11 données d'élévation (Danielson et Gesch, 2011). Les produits SRTM et

GMEDT2010 sont disponibles gratuitement sur la plateforme *EarthExplorer* de l'USGS (<https://earthexplorer.usgs.gov/>).

Tableau 3. Caractéristiques des Modèles Numériques de Terrain (MNT) issus des acquisitions Global Multi-resolution Terrain Elevation Data (GMTED2010) et Shuttle Radar Topography Mission (SRTM)

Produit et source	SRTM Digital Elevation Model - NASA		GMTED - USGS		
Résolution spatiale	1 arc-second (~30 meters)	3 arc-seconds (~90 meters)	7.5 arc-seconds (~250meters)	15 arc-seconds (~500 meters)	30 arc-seconds (~1000 meters)
Projection	GEOGRAPHIC				
Horizontal Datum	WGS84				
Vertical Datum	EGM96 (Earth Gravitational Model 1996)				
Unité verticale	Mètres				

4.1.3 Variables topographiques

Les variables topographiques sélectionnées pour analyser les effets de la topographie sur la variation des températures sont l'altitude, la pente, les expositions est-ouest et nord-sud et les coordonnées géographiques (latitude et longitude) (Bonnefoy, 2013 ; Le Roux, 2017 ; Quéno, 2011). Les variables topographiques sont utilisées dans cette thèse pour répondre à deux objectifs méthodologiques. Premièrement, les variables topographiques servent à déterminer l'emplacement des capteurs lors de l'installation de réseaux dans les vignobles. Pour cela, les variables sont extraites et une analyse de distances des valeurs représentatives (moyennes et extrêmes) est appliquée. Deuxièmement, ces variables topographiques sont utilisées comme prédicteurs dans les méthodes 1) de spatialisation des températures de l'air et 2) de descente d'échelle des températures de surface. La résolution spatiale entre les variables topographiques est identique et par conséquent définit les sorties des modèles de spatialisation et de descente d'échelle. Les variables topographiques utilisées dans la thèse ont été dérivées à partir des MNT présentés dans la section précédente.

Le climat varie en fonction de l'**altitude** jouant un rôle important dans certaines régions viticoles. La température diminue généralement avec l'altitude et les précipitations augmentent (Barry et Chorley, 2009 ; Oke, 1978). Selon (Beltrando et Chémery, 1995) la température diminue de 0,6 à 0,8°C tous les 100 mètres. La **pente** correspond à l'angle de son inclinaison par rapport à l'horizontalité de la surface. L'inclinaison de la pente joue un rôle sur le rayonnement solaire reçu, le ruissellement des précipitations, et l'écoulement des masses d'air. Aux échelles fines, les variations d'altitude et de pente sur de courtes distances peuvent provoquer des variations de températures importantes. L'**orientation** est définie comme l'angle par rapport au nord géographique formé à la perpendiculaire de la surface. La pente et l'orientation influencent la température près de la surface et la disponibilité de l'eau en raison de l'exposition variable au rayonnement solaire et au vent (Barry, 1992 ; Dobrowski, 2011).

L'orientation en degré ou en radian est difficilement intégrable dans les modèles de régression. Par conséquent, l'angle de l'orientation est décomposé en deux vecteurs U et V allant de -1 à 1 en utilisant la trigonométrie. L'orientation nord/sud est le vecteur U et l'orientation est-ouest est le vecteur V (Bonnefoy, 2013 ; Le Roux *et al.*, 2017b). La zone de production mondiale viticole est aujourd'hui comprise entre 30° à 50°Nord et entre 30° à 40°Sud (Schultz et Jones, 2010), de plus, dans certains cas la haute altitude peut compenser la faible latitude tandis que les hautes latitudes sont un facteur limitant pour la production et le degré de maturité des raisins (van Leeuwen *et al.*, 2004). La **latitude et la longitude** permettent de prendre en compte la variabilité spatiale et par conséquent l'imbrication des échelles spatiales du climat et les gradients climatiques des échelles supérieures.

La diversité des caractéristiques topographiques et par conséquent des climats locaux reflètent un large panel de potentialités pour la culture de la vigne. Jones et al. (2009) ont étudié 16 régions viticoles européennes et ont identifié une grande diversité de facteurs topographiques, tels que l'altitude variant de 50 m (Bordeaux) à 689 m (La Mancha) et l'orientation variant de sud/sud-est en Bourgogne (140°) à ouest/nord-ouest à Montepulciano et Jerez-Xérès (300°), qui ont affecté la variabilité des indices bioclimatiques.

4.2 Séries temporelles de températures de l'air

Dans le cadre des projets scientifiques portant sur l'étude agroclimatique du vignoble bordelais et néo-zélandais, une base de données a été construite depuis plusieurs années incluant des mesures à l'échelle régionale (stations météorologiques des réseaux nationaux) et à l'échelle locale (capteurs de températures et observations agronomiques). Dans cette thèse, les observations climatiques acquises par les réseaux de mesures dans les vignobles ont été utilisées.

4.2.1 Réseaux de mesures locales

A l'échelle locale, des moyens de mesures de données climatiques ont été déployés depuis une dizaine d'années avec l'installation de réseaux de capteurs de températures de l'air dans les vignobles partenaires propres aux projets de recherche couvrant plusieurs régions viticoles (Quénol, 2011). Ces réseaux de mesures ont été installés dans le but de comprendre l'influence des facteurs topographiques locaux sur la variabilité des températures. L'objectif initial était de densifier les observations pour pallier le manque de données climatiques à cette échelle.

De nombreuses études ont démontré l'intérêt de ces réseaux de mesures denses et représentatifs de la configuration des sites d'études (Quénol, 2011). Aux échelles locales, la variabilité spatiale des températures liée aux facteurs locaux peut être du même ordre que l'évolution temporelle simulée par la projection future du climat. Cette approche s'inscrit également dans la nécessité du suivi climatique de la profession viticole permettant de produire des analyses saisonnières voire de décomposer les événements extrêmes dans le contexte du changement climatique (Fraga et Santos, 2018 ; Mosedale *et al.*, 2016 ; Orduña, 2010).

→ **Saint-Emilion, Pomerol et leurs satellites**

Le réseau de mesure du site de Saint-Emilion - Pomerol a été installé en 2012 par l'équipe de l'unité de recherche EGFV. Les capteurs de températures de l'air utilisés sont de type Tinytag (Gemini) avec une résolution de 0.4°C (référence TK-4023) (Figure 32- A). Les capteurs ont été installés sur les poteaux de palissage dans les vignes à 1m20 de hauteur. Ces capteurs ont été disposés dans des abris anti-radiations normés (RS3-B Solar Radiation Shield) (Figure 32- B). Les mesures de températures de l'air ont été effectuées entre 2012 et 2020 par 90 capteurs de températures de l'air de type Tinytag en prenant en compte les facteurs topographiques locaux représentatifs de cette zone d'étude (Figure 33).



Figure 32. Capteur de température Tinytag B) dans un abri anti-radiation installé dans la végétation à 1m20 du sol

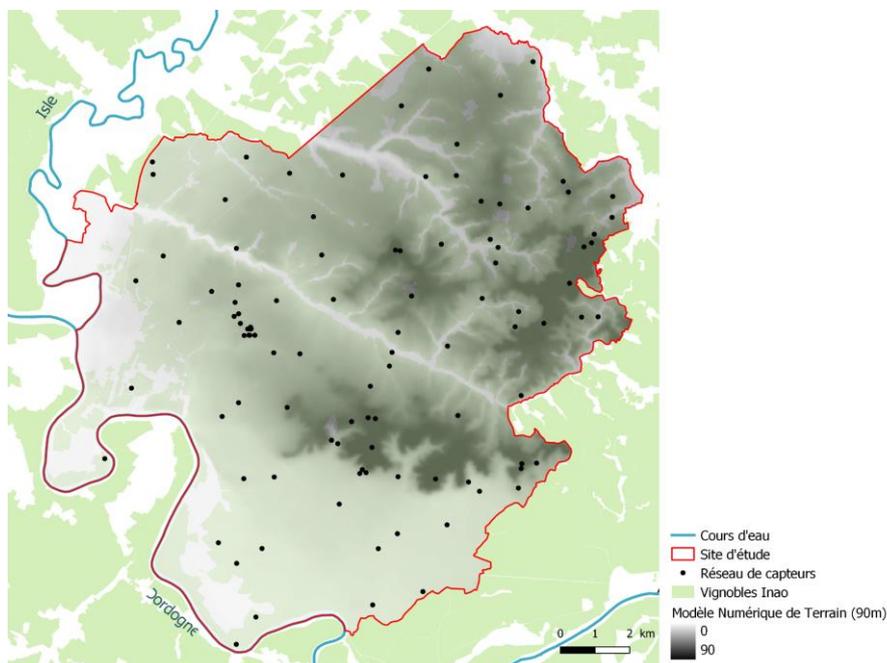


Figure 33. Localisation des 90 capteurs de températures de l'air installés dans les parcelles de vignes sur le site de Saint-Emilion – Pomerol

→ **Entre-Deux-Mers**

Le réseau de mesure de l'Entre-Deux-Mers a été installé en 2019 dans le cadre du projet AVVENIR - détaillé dans la section 1.5). Les mesures de températures de l'air ont débuté en juillet 2019 avec 20 capteurs de températures de l'air de type Tinytag répartis dans la partie centrale de la région. En 2020, 15 capteurs supplémentaires ont été installés pour couvrir l'ensemble du territoire. Les premières analyses ont permis de définir l'emplacement de ces points de mesure (Figure 34).

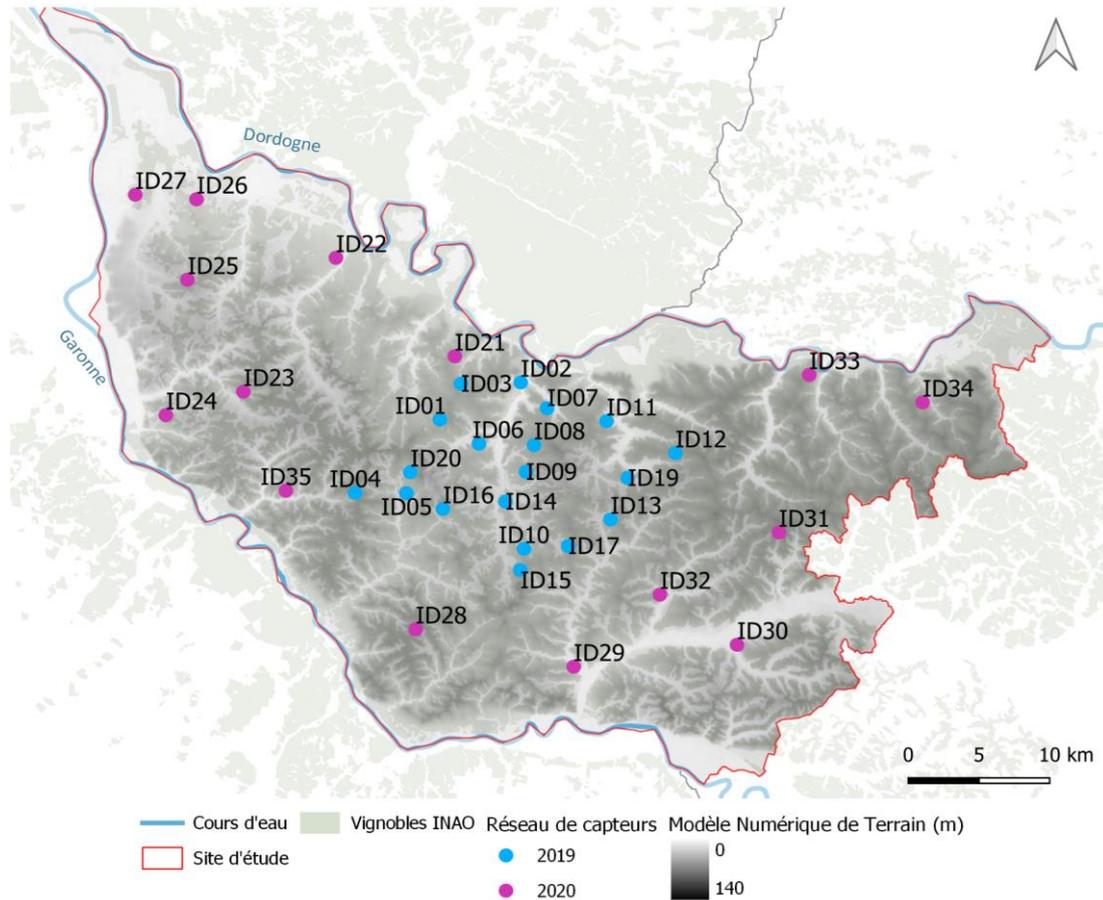


Figure 34. Localisation des 35 capteurs de températures de l'air installés dans les parcelles de vignes dans la région viticole de l'Entre-Deux-Mers

→ **Waipara valley**

Le réseau de mesures de la vallée de Waipara a été installé en 2017 dans le cadre de l'IRP VINADAPT - détaillé dans la section 1.5.2). Les mesures de température de l'air sont effectuées depuis juillet 2017 avec 30 capteurs de température de l'air de type Tinytag disposés en fonction des caractéristiques topographiques (ex : fond de vallée, terrasses, pentes, ...). Un réseau plus fin de 10 capteurs a été installé dans le vignoble de "Camshorn" en 2017 puis complété de 15 capteurs supplémentaires en 2021. L'objectif est d'étudier et de modéliser les effets microclimatiques sur la température (Figure 35).

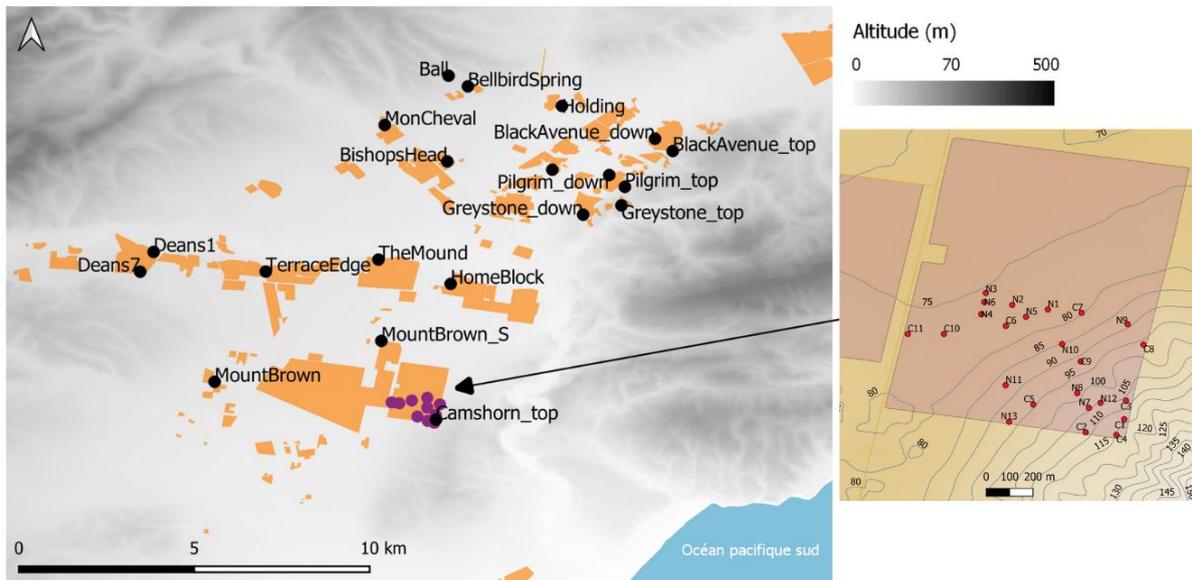


Figure 35. Localisation des capteurs de températures de l'air installés dans les parcelles de vignes dans la vallée viticole de Waipara.

4.2.2 Pré-traitement des données d'observation climatique

L'acquisition des températures de l'air par les *Tinytag* a été programmé au pas de temps horaire. Les données manquantes ou aberrantes ont été filtrées. Les températures minimales, maximales et moyennes journalières ont été calculées durant la saison végétative de la vigne, c'est-à-dire, d'avril à octobre pour l'hémisphère Nord et d'octobre à avril pour l'hémisphère sud. La température minimale journalière est la valeur minimale acquises dans l'intervalle $[18\text{h-UTC}_{\text{jour}-1}-18\text{h-UTC}_{\text{jour}}]$. La température maximale journalière est la valeur maximale acquise dans l'intervalle $[6\text{h-UTC}_{\text{jour}}-6\text{h-UTC}_{\text{jour}+1}]$. Les températures de l'air ont été acquises à environ 1m20 de hauteur et dans la canopée dans le but de mesurer les variabilités climatiques ressenties par la vigne. Ces capteurs de températures dans la vigne n'ont pas été installés suivant les normes conventionnelles des stations météorologiques utilisées dans un contexte différent (Organisation Météorologique Mondiale et Météo France). Pour améliorer la caractérisation de l'influence directe de la température sur le développement de la vigne, les indices bioclimatiques calculés dans la vigne ont récemment été nommés «*Canopy index*» (de Rességuier *et al.*, 2018, 2020). Dans cette thèse, le terme «*Canopy index*» n'est pas employé, cependant les indices bioclimatiques calculés à partir des réseaux de mesures dans les vignobles y font référence.

4.3 Suivi climatique de terroirs viticoles à partir de réseaux de mesures

Cette section présente un exemple de suivi climatique établie pour les terroirs viticoles depuis plusieurs années. Nous analysons la région viticole de l'Entre-Deux-Mers pour laquelle plusieurs missions de terrain ont été menées durant cette thèse (Figure 36).



Figure 36. Réseau de 35 capteurs de températures de l'air installé dans les vignobles de l'Entre-Deux-Mers en 2019 (20 capteurs) et 2020 (15 capteurs)

4.3.1 Variabilités moyennes saisonnières

L'indice de Winkler, correspondant au cumul des degrés jours (*Growing Degree-Days*, GDD) au-dessus de 10°C sur la saison végétative, est largement utilisé dans les analyses climatiques des terroirs viticoles (Annexe 4). Pour la saison végétative de 2019, les GDD ont varié de 1736°C/J à 1976°C/J, avec une moyenne de 1787°C/J et un écart type de 62°C/J (16 capteurs). Pour la saison végétative de 2020, les GDD ont varié de 1809°C/J à 1999°C/J, avec une moyenne de 1929°C/J et un écart type de 47°C/J. La saison végétative de 2020 a été marquée par des températures moyennes plus élevées par rapport à 2019 avec moins de variabilité entre les différents points de mesure. A l'échelle de l'appellation de l'Entre-Deux-Mers, la variabilité spatiale de l'indice de Winkler est fortement influencée par les facteurs locaux. D'ailleurs, en 2020, les valeurs d'indice les plus basses et les plus élevées, ont été enregistrées sur deux points de mesures très proches mais ayant des caractéristiques topographiques différentes : en fond de vallée pour le premier et en pente avec une altitude plus élevée pour le second (Figure 37). Au niveau de la variabilité temporelle, l'évolution des sommes de degrés/jours durant la saison végétative a été différente durant les deux millésimes étudiés (Figure 38).

Seconde partie - Construction et évaluation de séries temporelles en suivi climatique

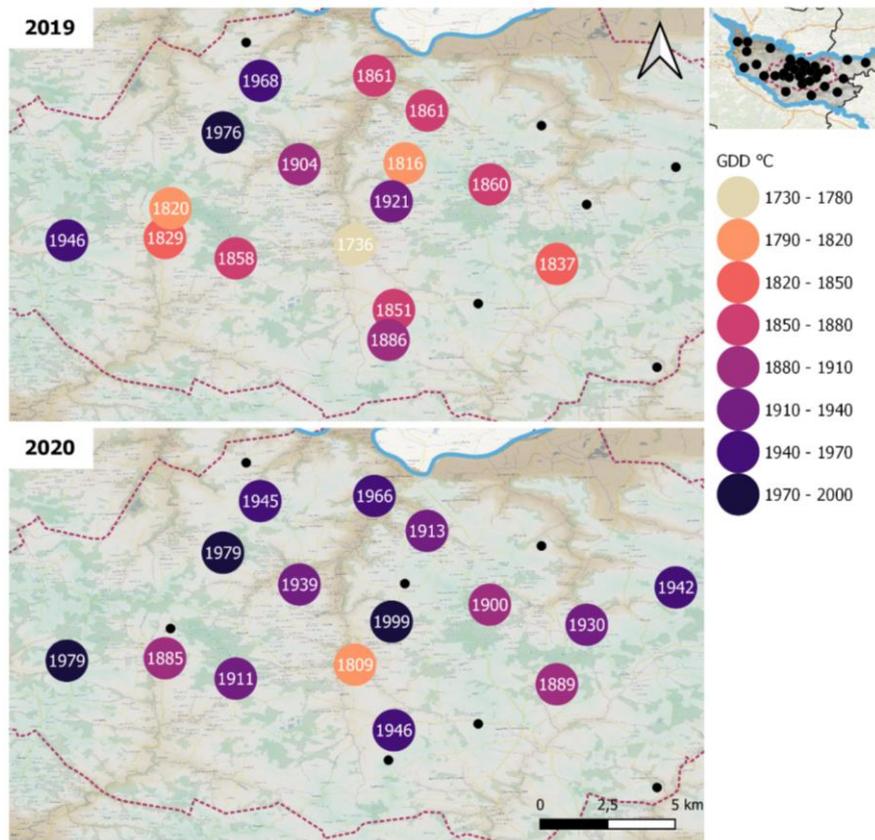


Figure 37. Distribution spatiale des cumuls de degré-jours (GDD) pour 2019 et 2020 dans l'Entre-Deux-Mers

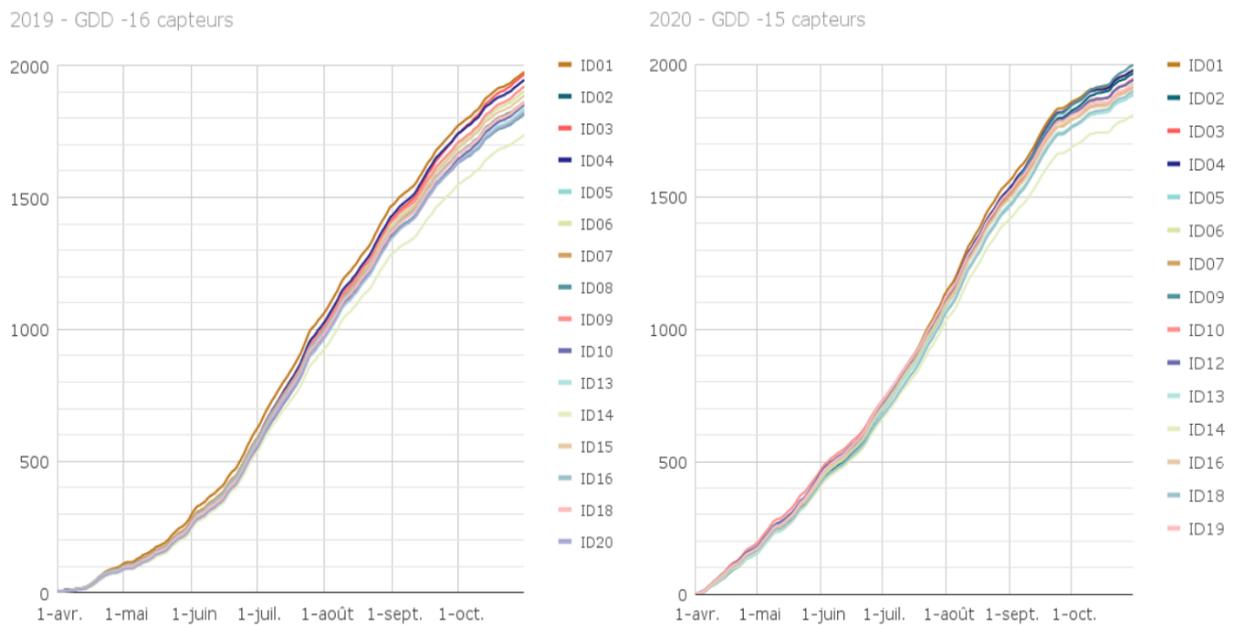


Figure 38. Evolution temporelle des cumuls de degré-jours (GDD) pour 2019 et 2020 dans l'Entre-Deux-Mers

4.3.2 Événements climatiques extrêmes

La saison 2019 a été définie par une saison végétative chaude et ensoleillée, marquée par plusieurs épisodes gélifs printaniers et des vagues de forte chaleur en juin et juillet. Les températures moyennes, moyennes minimales et moyennes maximales durant la saison végétative (mars à octobre) ont été respectivement de 18.7°C, 11.6°C et 25.8°C. Les températures maximales enregistrées par les capteurs ont dépassé 35°C durant 16 jours et ont été supérieures à 40°C à trois reprises. La température maximale la plus élevée a été de 41.8°C le 23 juillet 2019 (sur la parcelle en photo Figure x-a).

La saison 2020 a été aussi marquée par des épisodes de fortes chaleurs et des épisodes de fortes précipitations. Les températures moyennes, moyennes minimales et moyennes maximales durant la saison végétative (mars à octobre) ont été respectivement de 19.2°C, 11.7°C et 26.6°C. Les températures maximales ont dépassé 40°C pendant 6 jours dont 4 jours consécutifs entre le 6 et le 11 août 2020 et une température maximale supérieure à 35°C a été atteinte durant 25 jours. La température maximale la plus élevée a atteint 43.3°C le 7 août 2020.

Par exemple, la combinaison des températures maximales élevées, l'intensité et la durée des radiations solaires peuvent entraîner des dégâts sur la vigne tels que des brûlures sur les feuilles visibles en juillet 2019 sur une exposition sud (Figure 39-a). Les phénomènes de grêles intenses connus en 2019 et en 2021 ont engendré des impacts sur les grappes (Figure 39- a et f). La combinaison des températures élevées et des conditions humides a engendré le développement de maladies (Figure 39-b). La combinaison de périodes gélives printanières lors du débourrement ou plus tardives ont impactées le développement de certaines grappes tout au long de la saison végétative marquée par des gradients de véraison ou de maturité des baies (Figure 39-c, d et e).

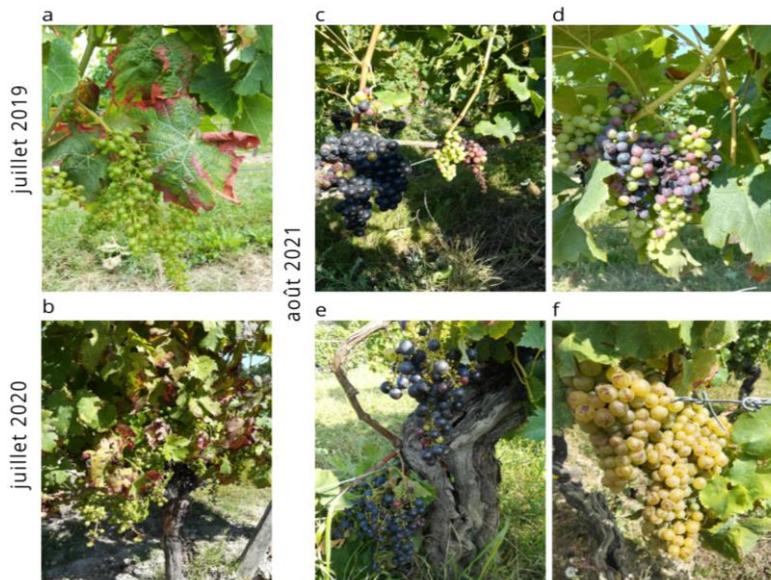


Figure 39. Exemples des effets des événements extrêmes climatiques sur le développement de la vigne en juillet 2019, juillet 2020 et août 2021

Les événements extrêmes de l'année 2019 tels que les nuits de gel d'avril et de mai, de la vague de chaleur de juin, ont été étudiés en détail dans un article disponible sur le site web du projet de recherche LIFE ADVICLIM (Annexe 7).

“Variabilité de la température durant les nuits de gel des mois d'avril et mai 2019 et durant la vague de chaleur de juin 2019 dans la région viticole de l'Entre-Deux-Mers”

Gwenaël Morin, Hervé Quéno, Renan Le Roux, Laure de Rességuier, Cornelis van Leeuwen et Nathalie Ollat, le 17 juillet 2019

<https://www.adviclim.eu/fr/2019/07/17/2019-une-annee-dextremes-climatiques/>

4.4 Séries temporelles des températures de surface

Les séries temporelles de températures de surface permettant de répondre aux objectifs de cette thèse nécessitent les critères suivants : i) une disponibilité gratuite sur une période d'au moins d'une dizaine d'années, ii) des températures de surface dérivées et sans couverture nuageuse, iii) une résolution temporelle journalière voire intra-journalière, iv) une résolution spatiale au maximum de 1000 m. Les données de températures de surface actuellement disponibles sont acquises par plusieurs capteurs (*Détails section 2.3*) avec différentes résolutions temporelles et spatiales (Figure 40) mais seules les données des capteurs MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) installés sur les satellites Aqua et Terra répondent à ces critères. Les données MODIS offrent à la même résolution spatiale (1000m) quatre images journalières et une image moyenne hebdomadaire.

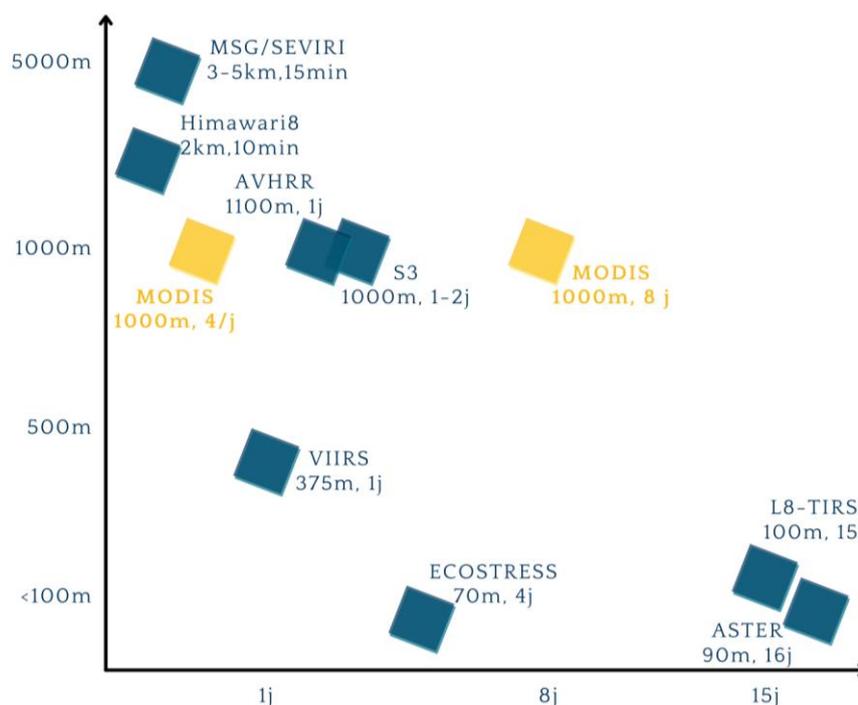


Figure 40. Cartographie des acquisitions de températures de surface par capteur selon leur résolution temporelle et spatiale

4.4.1 Caractéristiques des données MODIS

4.4.1.1 Propriétés des données MODIS

Le programme *Earth Observing System* (EOS) initié par la NASA a pour objectif de développer des modèles des dynamiques globales par l'observation de la Terre à long terme pour le suivi des sols, de la biosphère, de l'atmosphère et des océans. Dans ce contexte, la série d'instruments MODIS a été lancée à bord des satellites Terra en 1999 suivi du satellite Aqua en 2002. Les deux satellites sont sur la même orbite héliosynchrone à 705 km d'altitude permettant d'acquérir des observations à 10h30 UTC au passage de l'équateur en orbite descendante du nord au sud (Terra) et à 13h30 UTC au passage de l'équateur en orbite ascendante du sud au nord (Aqua) (Salomonson *et al.*, 1989) (Annexe 8). Ces satellites couvrent tous les 1 ou 2 jours la surface de la Terre avec un champ de vision d'une largeur d'environ 2330 km. De multiples informations sont mesurées par 36 bandes spectrales⁵ ayant une résolution spectrale allant de 0,415 μm à 14,235 μm , et des résolutions spatiales variant de 250 m (2 bandes), 500 m (5 bandes) et 1000 m (29 bandes). Les précisions des paramètres de calibration sont détaillées par Savtchenko *et al.*, (2004). Les propriétés des bandes spectrales MODIS sont résumées dans l'Annexe 8.

4.4.1.2 Caractéristiques des températures de surface MODIS

Dans le cadre de la thèse, les données de températures de surface MODIS de la Collection 6 ont été utilisées et nommées "C6 MODIS LST". Les données MODIS sont une séquence de produits (*Scientific Data Sets, SDS*, Tableau 4) transformés spatialement et temporellement pour proposer des produits quotidiens et hebdomadaires pour chaque localisation de la grille d'acquisition (Figure 41) mais aussi des produits mensuels à l'échelle globale.

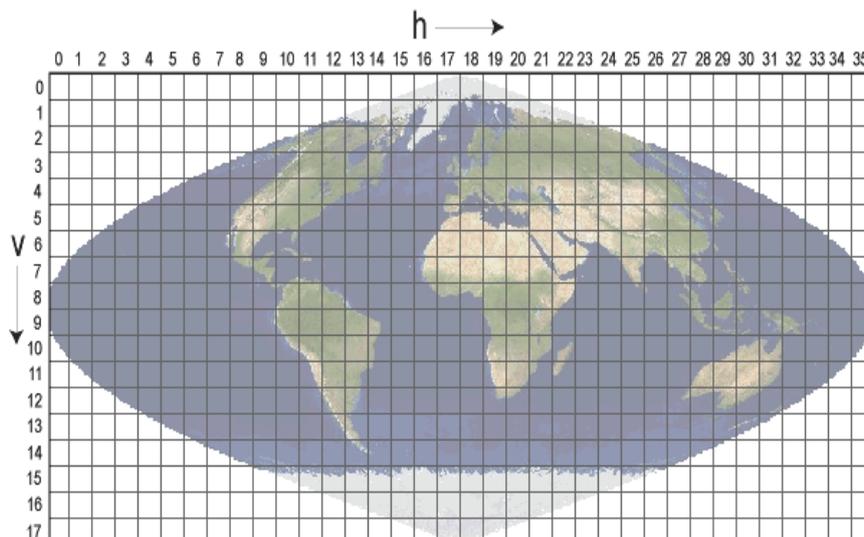


Figure 41. Grille d'acquisition MODIS aux tuiles sinusoïdale (MODIS Land, NASA)

⁵ <https://modis.gsfc.nasa.gov/about/specifications.php>

Tableau 4. Résumé des produits de données MODIS LST C6 (Wan, 2019)

Type	Détails	Dimensions	Résolution spatiale	Résolution temporelle	Projection
M*D11_L2	Température de surface terrestre/émissivité Quotidienne 5 min L2 Bande 1 km	2030 or 2040 lines by 1354 pixels per line	1000 m at nadir	swath (scene)	None. (lat,lon referenced)
M*D11A1	Température de surface terrestre/émissivité quotidienne L3 Global 1 km	1200 rows by 1200 columns	1000 m (actual 0.928km)	daily	Sinusoidal
M*D11A2	Température de surface terrestre/émissivité 8 jours L3 Global 1 km	1200 rows by 1200 columns	1000 m (actual 0.928km)	eight days	Sinusoidal
M*D11B1	Température de surface terrestre/émissivité quotidienne L3 Global 6 km	200 rows by 200 columns	6000 m (actual 5.568km)	daily	Sinusoidal
M*D11B2				eight days	
M*D11B3				monthly	
M*D11C1	Température de surface terrestre/émissivité quotidienne L3 Global 0.05Deg CMG	360° by 180° (global)	0.05° by 0.05°	daily	equal-angle geographic
M*D11C2	Température de surface terrestre/émissivité 8 jours L3 Global 0.05Deg CMG	360° by 180° (global)	0.05° by 0.05°	eight days	equal-angle geographic
M*D11C3	Température de surface terrestre/émissivité Mensuelle L3 Global 0.05Deg CMG	360° by 180° (global)	0.05° by 0.05°	monthly	equal-angle geographic

De nombreuses études démontrent la qualité des données de la Collection 6, avec des phases de validation des températures de surface à partir de mesures au sol (Coll *et al.*, 2005 ; Wan, 2008 ; Wan *et al.*, 2004) et plus récemment les validations ont été détaillées par produit (Wan, 2014). La globalité des informations concernant les produits MODIS sont détaillées dans le guide d'utilisation (Wan, 2008). Deux types de produits MODIS ont été sélectionnés :

→ **Les produits journaliers**

Les produits MOD11A1 et MYD11A1, nommés M*D11A1 lorsque les deux satellites sont évoqués, sont une tuile de pixels des produits M*D11_L2 pour une journée aux coordonnées géographiques correspondant à la projection sinusoïdale. Les produits M*D11_L2 sont le résultat de l'algorithme LST à fenêtre divisée généralisée (*split window*) (Wan et Dozier, 1996). Les données de géolocalisation (latitude et longitude) à une résolution grossière (5 lignes par 5 échantillons) sont également stockées dans le produit.

Le produit M*D11A1 de niveau 3 à une résolution spatiale de 1 km est une tuile du produit LST quotidien maillé dans la projection sinusoïdale. Une tuile contient 1200 x 1200 grilles en 1200 lignes et 1200 colonnes. La taille de la grille à une résolution spatiale de 1000 m par 1000 m au nadir.

L'ensemble des données scientifiques (*Scientific Data Sets - SDS*) est décliné en 12 données identiques pour les produits journaliers MOD11A1 et MYD11A1 acquis par les satellites Terra et Aqua (Annexe 10).

- MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity Daily_L3 Global 1km SIN Grid V006 - **MOD11A1** (Wan *et al.*, 2015a)
- MODIS/Aqua Land Surface Temperature/Emissivity Daily_L3 Global 1km SIN Grid V006 - **MYD11A1** (Wan, Zhengming *et al.*, 2015)

→ **Les produits hebdomadaires**

Les produits MOD11A2 et MYD11A1, nommés M*D11A2 lorsque les deux satellites sont évoqués, sont la moyenne des LST des produits M*D11A1 sur huit jours. Une période de composition de huit jours a été choisie parce que le double de cette période correspond exactement au temps de revisite à un point donné de la plateforme Terra.

L'ensemble de données scientifiques (*Scientific Data Sets - SDS*) est décliné en 12 données identiques pour les produits hebdomadaires MOD11A2 et MYD11A2 acquis par les satellites Terra et Aqua (Annexe 11).

- MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity 8-Day L3 Global 1km SIN Grid V006 - **MOD11A2** (Wan *et al.*, 2015b)
- MODIS/Aqua Land Surface Temperature/Emissivity 8-Day L3 Global 1km SIN Grid V006 - **MYD11A2** (Wan *et al.*, 2015c)

4.4.2 Série temporelle journalière MODIS

4.4.2.1 Acquisition et volume de données

Les données MODIS présentées ci-dessus sont gratuites, en *open access* et disponibles depuis 2004 pour toutes les surfaces terrestres. Le téléchargement des données a été effectué à partir du site AppEEARS (*Application for Extracting and Exploring Analysis Ready Samples - Version 2.12.1*) (Appears, 2019) qui permet d'accéder aux données archivées du LP DAAC (*Land Processes Distributed Active Archive Center*) géré par le service d'archivage de la NASA nommé EOSDIS (*Earth Observing System Data and Information System*).

L'accès au site AppEEARS (<https://lpdaacsvc.cr.usgs.gov/appeears/>) s'effectue à partir d'un compte EarthData <https://urs.earthdata.nasa.gov/>. Cette application qui a été utilisée offre la possibilité d'organiser des requêtes par intervalles de dates, produits ou sites d'études. Il est possible d'importer un shapefile (polygone ou points) pour extraire les informations d'une zone précise. Les données de sortie sont convertibles dans le format souhaité (*GeoTIFF or NetCDF-4 files*) et reprojctées dans le système de projection ciblé (*WGS84*) à l'aide de la fonction `gdalwarp` de la bibliothèque de données géospatiales `GDAL` (*Geospatial Data Abstraction Library*) ainsi que `PROJ.4`.

Dans le cadre de cette thèse, les données MODIS des satellites Aqua et Terra ont été utilisées pour couvrir les besoins des analyses : i) disponibilité gratuite et depuis 2012 au minimum ii) répétitivité journalière voir intra-journalière.

Deux séries temporelles de données de télédétection thermique ont été acquises :

- **Série temporelle Gironde** : couverture spatiale du département de la Gironde qui inclut le site de Saint-Emilion sur la période 2012-2018 pour les produits MODIS journaliers (M*D11A1) et hebdomadaires (M*D11A2)
- **Série temporelle Waipara** : couverture spatiale de la région viticole de Waipara sur la période 2017-2019 pour les produits MODIS journaliers (M*D11A1)

Deux informations sur le volume des données brutes des SDS journaliers (M*D11A1) et hebdomadaires (M*D11A2) à l'échelle de la Gironde ont été extraites : le nombre de fichiers et la taille des fichiers (Tableau 5).

Tableau 5. Volume des SDS MODIS journaliers et hebdomadaires (2012-2018 à l'échelle de la Gironde)

Type SDS	Nombre de fichiers		Taille (MB ou Mo)	
	Moyenne annuelle	Total 2012-2018	Moyenne annuelle	Total 2012-2018
Journalier	~7 300	51 080	54	378
Hebdomadaire	~ 1 130	7 896	10	68

4.4.2.2 Pré-traitements

La série temporelle de données MODIS a été pré-traitée automatiquement à partir d'un *script R* en filtrant les intervalles valides des valeurs et des facteurs à appliquer. Ces détails sont

résumés pour les données MODIS journalières dans l'Annexe 10 et pour les données MODIS hebdomadaires dans l'Annexe 11.

4.5 Conclusion

Les données climatiques acquises par les réseaux de capteurs installés dans les vignobles permettent d'analyser très finement la variabilité spatio-temporelle des températures et des indices bioclimatiques. Les séries temporelles de températures de l'air sont essentielles pour comprendre les impacts climatiques sur le développement de la vigne. Les données issues du réseau de capteurs de chaque site ont été analysées afin de les comparer avec l'imagerie thermique. Des bilans annuels ont également été réalisés individuellement et fournis aux viticulteurs ayant des capteurs dans leur exploitation pour l'Entre-Deux-Mers (Annexe 12) et pour Waipara (Annexe 13).

Cependant, ces acquisitions sont très coûteuses humainement et financièrement et ne permettent pas de couvrir de larges zones. Explorer le potentiel des séries temporelles de températures de surface permettant l'analyse de la variabilité locale de la température de l'air est l'un des premiers objectifs de cette thèse.

Chapitre 5. EVALUATION DU POTENTIEL DES TEMPERATURES DE SURFACE EN SUIVI CLIMATIQUE JOURNALIER

5.1	INTRODUCTION	96
5.2	MATÉRIELS ET MÉTHODES	98
5.3	RÉSULTATS	104
5.4	DISCUSSION ET CONCLUSION	113

Ce chapitre vise à évaluer le potentiel des séries temporelles de température de surface journalières et hebdomadaires acquises par les satellites MODIS à 1000 m de résolution spatiale. La potentialité de ces données a été évaluée par une approche de corrélations statistiques avec les séries temporelles de températures de l'air acquises par un réseau de capteurs installés dans les vignobles. En effet, la température de surface est considérée comme la donnée issue d'images satellites la plus corrélée avec la température de l'air (Kloog et al., 2014 ; Meyer et al., 2016 ; Southey, 2017 ; Vancutsem et al., 2010). L'objectif est d'évaluer et analyser la variabilité des températures de surface en fonction de la topographie.

L'article "Évaluation de la relation entre températures de l'air et températures de surface issues du satellite modis : application aux vignobles de la vallée de Waipara (Nouvelle-Zélande)" publié dans la revue Climatologie est présentée dans ce chapitre.

Dans cette étude, l'approche d'évaluation des températures de surface à partir des températures de l'air a été appliquée aux vignobles de Waipara en Nouvelle-Zélande. Cette région viticole, relativement restreinte, présente des paramètres topoclimatiques spécifiques caractérisés par une topographie accidentée sous l'influence des entrées maritimes. Les valeurs des séries temporelles des températures de surface correspondant aux localisations des capteurs ont été extraites pour établir des analyses statistiques à l'échelle saisonnière, à l'échelle journalière et pour les valeurs minimales et maximales. Une classification a permis d'identifier des groupes de capteurs à partir des variables topographiques. Une analyse statistique a été détaillée pour un capteur de chacun des groupes topographiques. Cette étude a permis de caractériser la variabilité des températures en fonction des facteurs locaux.

Les résultats mettent en évidence une forte variabilité spatiale des températures et des indices bioclimatiques liée aux facteurs topographiques. D'une manière générale, on a pu valider le lien entre les températures de l'air et les températures de surface bien que la résolution des données soit différente. Les températures de surface sont corrélées aux températures de l'air à l'échelle saisonnière et à l'échelle journalière et plus particulièrement pour les températures minimales. Concernant les températures maximales, il est nécessaire de prendre en compte le fait que les acquisitions satellites diurnes sont soumises à des facteurs atmosphériques telle que la radiation solaire entraînant des variabilités locales difficilement perceptibles à une résolution de 1000 m. L'objectif de cette étude a donc été d'identifier les biais potentiels liés aux données de températures de surface à partir des températures de l'air et en fonction de la topographie dans le but de mobiliser ces séries temporelles en modélisation climatique locale (Partie 3).

Évaluation de la relation entre températures de l'air et températures de surface issues du satellite modis : application aux vignobles de la vallée de Waipara (Nouvelle-Zélande)

Résumé

L'impact du changement climatique sur la viticulture nécessite d'élaborer des stratégies d'adaptation à l'échelle du vignoble. La variabilité climatique locale, notamment les effets sur la température, influence la croissance de la vigne et détermine les caractéristiques des vins. L'objectif, à travers l'analyse et la modélisation spatiale des températures, est de prendre en compte l'influence des facteurs environnementaux et topographiques sur les événements climatiques locaux. Cependant, cette méthode nécessite l'installation de réseau dense de data loggers enregistrant la température de l'air pour construire et valider les modèles statistiques climatiques locaux. L'imagerie thermique, issue de la télédétection, apparaît comme une donnée alternative afin de s'affranchir des réseaux de mesure. La température de l'air (T_a) peut être estimée à partir de données satellitaires dérivant la température de surface (LST) mesurée par MOderate-Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) avec une résolution temporelle journalière et à 1 km de résolution spatiale. Une analyse comparée dans la vallée viticole de Waipara (Nouvelle-Zélande) durant la saison végétative 2017-2018 a mis en évidence de bonnes relations statistiques entre T_a et LST. Les analyses statistiques ont montré, pour les températures moyennes journalières, des résultats avec un RMSE moyen de $2,46^\circ\text{C}$ et un coefficient $R^2 > 0,7$. A l'échelle diurne et nocturne, les températures minimales ont obtenu de meilleurs résultats, notamment avec le satellite Terra (RMSE $\approx 2,50^\circ\text{C}$ et $R^2 \approx 0,80$), que les températures maximales (RMSE $\approx 4,90^\circ\text{C}$ et $R^2 \approx 0,70$).

Mots clés : modélisation climatique, télédétection infrarouge thermique, MODIS, température de surface, viticulture, Nouvelle-Zélande

Référence

Morin, G., Le Roux, R., Sturman, A., & Quénol, H. (2018). Évaluation de la relation entre températures de l'air et températures de surface issues du satellite modis: application aux vignobles de la vallée de Waipara (Nouvelle-Zélande). *Climatologie*, 15, 62-83. <https://doi.org/10.4267/climatologie.1345>

5.1 Introduction

La culture de la vigne est un secteur économique clé pour de nombreux pays à travers le monde. Dans un contexte d'intensification des concurrences entre les pays producteurs de vins, les viticulteurs se défendent en mettant en valeur la spécificité des terroirs définis par les paramètres climatiques, pédologiques et physiologiques (van Leeuwen et Seguin, 2006). La notion de terroir est, pour le viticulteur, un outil de commercialisation, permettant d'apporter une spécificité et une identité au vin. La composante climatique des terroirs, notamment la température, va impacter le développement de la vigne principalement au niveau de la phénologie ainsi que les caractéristiques et la qualité des vins produits. Plusieurs études se sont attachées, à partir des températures ou de sommes thermiques, à caractériser les climats viticoles (Amerine et Winkler, 1944 ; Huglin, 1978 ; Jones, 2006) ou à estimer les dates d'occurrences des différents stades phénologiques amenant à une gamme de différents indices bioclimatiques (Parker *et al.*, 2011, 2013). Ces travaux ont permis de déterminer les régions climatiques favorables pour la culture de la vigne. Ils ont montré que les limites de la culture de la vigne sont définies par des conditions climatiques spécifiques. Par conséquent, la vigne ne peut pas être cultivée à toutes les latitudes, notamment dans les secteurs où la température moyenne annuelle n'est pas assez élevée pour permettre une bonne maturation du raisin, ou dans les secteurs où les extrêmes climatiques tels que le gel ou les sécheresses sont trop fréquents (Quénol, 2014).

Mais ces différentes études abordent les grandes régions viticoles mondiales et ne prennent pas en compte la variabilité spatiale du climat aux échelles fines. Pourtant, les conditions de surface (nature et aspérité) peuvent engendrer une forte variabilité spatiale du climat sur des espaces relativement restreints. A 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). Ce sont ces caractéristiques locales, combinées aux pratiques viticoles qui vont déterminer la spécificité d'un vin et caractériser son terroir.

Plusieurs programmes de recherches internationaux⁶ ont pour objectif d'analyser et de modéliser la variabilité spatiale du climat à l'échelle du vignoble et donc, de prendre en compte la notion de terroir. Ces travaux sont menés dans le contexte du changement climatique, où les incertitudes sur l'évolution future du climat sont nombreuses et la connaissance du milieu local peut être un atout pour définir des méthodes d'adaptation spécifiques (Ollat et Touzard, 2014a ;

⁶ LIFE-ADVCLIM (2014-2019) : ADapation of VIticulture to CLIMate change : High resolution observations of adaptation scenarii for viticulture.

PICS-VSC² : "Observation et modélisation climatique à l'échelle du vignoble dans le contexte du changement climatique : applications aux vignobles français et néozélandais"

Quénol et Ollat, 2015). Une démarche d'analyse prenant en compte l'imbrication des échelles spatiales a permis d'étudier l'impact des facteurs locaux (e.g. altitude, inclinaison ou orientation de la pente, distance à la rivière, etc.) sur les variations climatiques à l'échelle des vignobles. Ces projets ont mis en place une méthodologie reposant sur des observations climatiques et agronomiques (stress hydrique, phénologie, taux de sucre, taux d'alcool, etc.) in situ afin de mettre en évidence le lien entre les caractéristiques d'un vin et le climat local (Bonnardot et al. 2012 ; Quénol 2014). Plusieurs vignobles et appellations viticoles ont été équipés de réseaux relativement denses de data loggers enregistrant la température de l'air prenant en compte les conditions locales du terrain (topographie, hydrographie, proximité de haies arborées,) pour pallier aux manques d'informations disponibles à cette échelle (Quénol, 2014 ; Quénol et Bonnardot, 2014). Ces réseaux ont permis de créer des modèles statistiques fondés sur les relations entre les variables environnementales (topographie, distance à une rivière, longitude, latitude,...) et la variabilité des températures afin d'obtenir une spatialisation des températures et des indices bioclimatiques à échelle locale (Bonnefoy, 2013 ; Joly *et al.*, 2003 ; Madelin, 2004) et plus récemment des modèles de régression non linéaire (Le Roux *et al.*, 2016, 2017a, 2017b) afin d'obtenir une spatialisation plus fine des températures. Les différentes applications dans plusieurs vignobles expérimentaux ont permis de construire un modèle "type" fondé spécifiquement sur l'influence des facteurs liés à la topographie. Après l'application du modèle, les données issues des data loggers ne sont plus utilisées pour le construire mais pour le valider. La nécessité d'installer des réseaux de mesures denses pour pouvoir réaliser ces cartographies aux échelles fines est un facteur limitant dans la reproductibilité de la méthode, notamment au niveau des ressources humaines et financières nécessaires mais également à cause de la contrainte de devoir attendre plusieurs années de mesures pour pouvoir construire et valider le modèle. L'objectif est donc d'évaluer les types de données qui pourraient être utilisés pour la modélisation de la variabilité spatiale des températures et qui permettraient, à terme, de remplacer l'installation d'un réseau de data loggers. Pour arriver à cet objectif, les développements portent principalement sur l'intégration dans le modèle de données thermiques d'origine et avec des résolutions spatio-temporelles différentes (ex : imagerie satellitaire, données de type réanalyses Safran à 9 km, stations météorologiques des réseaux nationaux,...).

Dans cette optique, la potentialité de l'imagerie satellite thermique (Thermal Infrared, TIR) a été étudiée. La donnée la plus corrélée à la température de l'air (T_a) est la température de surface (LST ou T_s) (Kloog *et al.*, 2014 ; Meyer *et al.*, 2016 ; Southey, 2017 ; Vancutsem *et al.*, 2010 ; Zhang *et al.*, 2013 ; Zhu *et al.*, 2013) mais cette approche est considérée comme une relation complexe. Les données satellitaires thermiques les plus utilisées en climatologie sont celles issues des capteurs MODerate-resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) en raison de leur capacité à obtenir des données de LST à haute résolution temporelle (quotidienne) et moyenne résolution spatiale (1 km). La principale difficulté concerne l'adéquation entre les échelles spatiales et temporelles de l'imagerie satellitaire en relation avec la résolution spatiale des modèles climatiques à échelles fines. L'imagerie MODIS présente l'avantage de mettre à disposition des données pluri-quotidiennes. Même si la résolution spatiale reste trop grossière pour évaluer les variations de températures aux échelles les plus fines, l'objectif est ici avant tout d'évaluer le lien statistique entre l'imagerie thermique et la température de l'air. Peut-on

retrouver la même variabilité spatiale des températures observée à partir d'un réseau de data loggers à partir de l'imagerie thermique satellitaire ?

Cet article présente la démarche méthodologique et les premiers résultats d'une étude réalisée dans la région viticole de Waipara en Nouvelle-Zélande où un réseau de data loggers enregistrant la température de l'air a été installé depuis Juillet 2017 afin d'identifier les caractéristiques thermiques locales en lien avec le comportement de la vigne (phénologie) et les caractéristiques des vins (ex : taux de sucre, acidité, etc.).

5.2 Matériels et Méthodes

5.2.1 Site d'étude

La Nouvelle-Zélande, située au 16^{ème} rang mondial de la production de vins (2,9 millions d'hectolitres en 2017, www.oiv.int), offre un contexte topographique particulier et contrasté créant une forte variabilité de climats locaux (Quénol, 2014). La vallée de Waipara est une région viticole relativement récente où les premières vignes ont été plantées au début des années 1980 et comptent actuellement environ 1250 hectares de vignes. Elle est située à proximité de la côte est de l'île du Sud dans la région de Canterbury (Figure 42). Le vignoble est soumis à un climat océanique tempéré (11,8°C en moyenne annuelle) avec des précipitations plus importantes en période hivernale (> 60 mm) qu'en période estivale (< 45 mm) pour un cumul moyen annuel de 624 mm. Les conditions climatiques des vignobles Waipara sont principalement influencées par le relief et la proximité de l'océan. A l'ouest, les Alpes du Sud limitent l'influence des perturbations d'ouest, de sorte que les précipitations sont assez faibles. La vallée de Waipara est aussi protégée des entrées maritimes par les collines situées à l'est. Cette situation soumet la vallée de Waipara à une grande diversité de vents locaux : effet de foehn, limitation de l'influence de la brise de mer à l'est ou vents catabatiques et anabatiques (brises de pente). Le climat, caractérisé par une température moyenne relativement basse (avec de fortes amplitudes saisonnières et journalières) et des précipitations assez faibles (notamment pendant la saison végétative de la vigne) est favorable pour une viticulture de qualité. Cette vallée est considérée par la classification des climats viticoles de Winkler comme une viticulture de climat frais (1100 Degrés/Jours)⁷ (Winkler, 1974).

⁷ L'indice de Winkler correspond à la somme des températures moyennes journalières au-dessus de 10 °C sur la période du 1er avril au 31 octobre dans l'hémisphère nord et sur la période du 1er octobre au 30 avril dans l'hémisphère sud. Cinq classes de "régions climatiques viticoles" ressortent en effet dans cette classification, de la plus fraîche à la plus chaude : Région I = < 1371 D/J ; Région II = 1389-1667 D/J ; Région III = 1650-1926 D/J ; Région IV = 1927-2205 D/J ; Région V > 2205 D/J.

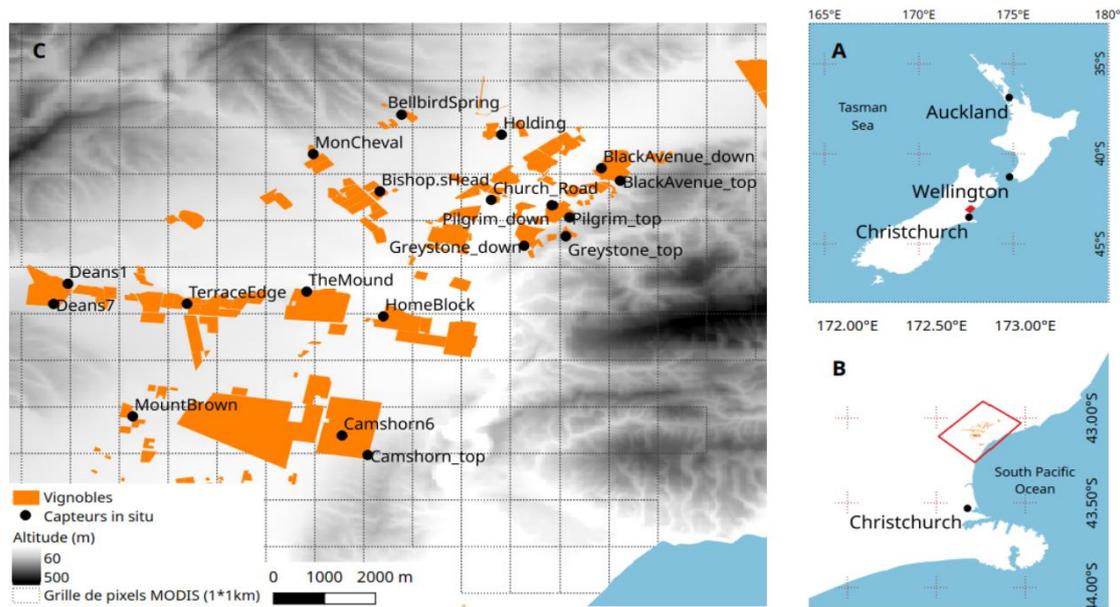


Figure 42. Localisation de la région viticole de la vallée de Waipara à A) l'échelle de la Nouvelle Zélande, B) à l'échelle de la région du Canterbury située à 60 km au nord de Christchurch, C) à l'échelle du réseau de data loggers de températures de l'air

5.2.2 Données utilisées

5.2.2.1 Température de l'air issue du réseau de data loggers

L'étude a été réalisée sur la saison végétative 2017-2018 qui s'étend pour l'hémisphère Sud d'octobre à fin avril. L'analyse de la variabilité des températures de l'air à l'échelle locale a été effectuée à partir d'un réseau de dix-sept data loggers de températures (TinyTag®) installés depuis juillet 2017 et prenant en compte les paramètres locaux (pente, altitude, orientation). Ces variables topographiques ont préalablement été extraites du Modèle Numérique de Terrain (MNT) avec une résolution spatiale de 25 m fourni par Land Information New Zealand (LINZ). Le réseau de mesures couvre l'ensemble du vignoble de la région de Waipara. Les data loggers ont été installés à 1,5 m (i.e. hauteur moyenne de la vigne) et enregistrent les températures minimales, moyennes et maximales toutes les 30min. Les moyennes journalières minimales (Tn) et maximales (Tx) ont été calculées, ainsi que la moyenne journalière, pour définir des indices bioclimatiques fondés sur des sommes thermiques journalières (degrés/jours) durant la saison végétative. Le calcul de ces indices, fortement corrélés aux différents stades phénologiques de la vigne ainsi qu'aux caractéristiques des raisins (ex : taux de sucre, acidités, ...), permet d'étudier l'influence de la variabilité locale du climat sur la vigne et le vin.

Une analyse statistique conjointe (classification par Analyse en Composantes Principales (ACP) et une Classification Hiérarchique Ascendante (CAH)) des facteurs locaux (altitude, pente, exposition, distance à la côte, Figure 43a) et des températures de l'air (Tn et Tx, Figure 44) a permis d'identifier des groupes homogènes de data loggers. Pour les facteurs locaux, trois principaux groupes topographiques ont été identifiés : 1) les data loggers disposés en fond de vallée et sur la partie est du site avec une exposition ouest, 2) les data loggers à mi-coteau à l'ouest du site avec une exposition est, et 3) les data loggers en haut de coteau sur la partie est

du site exposé à l'ouest (Figure 43b et c). L'analyse statistique des températures (maximales et minimales) a fait ressortir plusieurs groupes en lien avec l'influence de la topographie et de l'océan sur les températures. Pour les températures maximales, les postes de mesures situés dans la partie sud du site d'étude enregistrent des valeurs moins élevées car influencées par la brise de mer. Dans la partie nord du site, la configuration topographique avec la présence des collines plus élevées empêche la pénétration de la brise de mer engendrant ainsi des températures maximales plus élevées (Figure 44a et b). La variabilité spatiale des températures minimales est fortement influencée par la pente et l'exposition sans une distinction entre les parties nord et sud du site d'étude mais avec un groupe constitué du data logger le plus frais (en fond de vallée) : ChurchRoad (Figure 44c et d).

A partir de cette analyse statistique, cinq data loggers représentatifs de la variabilité spatiale des températures ont été choisis en fonction de leur identité topographique et/ou thermique pour illustrer les résultats des analyses statistiques entre les températures de surface et les températures de l'air⁸ : les points de mesures Bellbird, BlackAvenue_top et Pilgrim_top ont été choisis pour représenter les trois groupes "facteurs locaux" (Figure 43a), puis ChurchRoad caractérisant le point de mesure le plus froid notamment pour les températures minimales (Figure 44c et d) puis Mount Brown représentatif de la partie sud du site d'étude influencée par la brise de mer pour les températures maximales (Figure 44a et b).

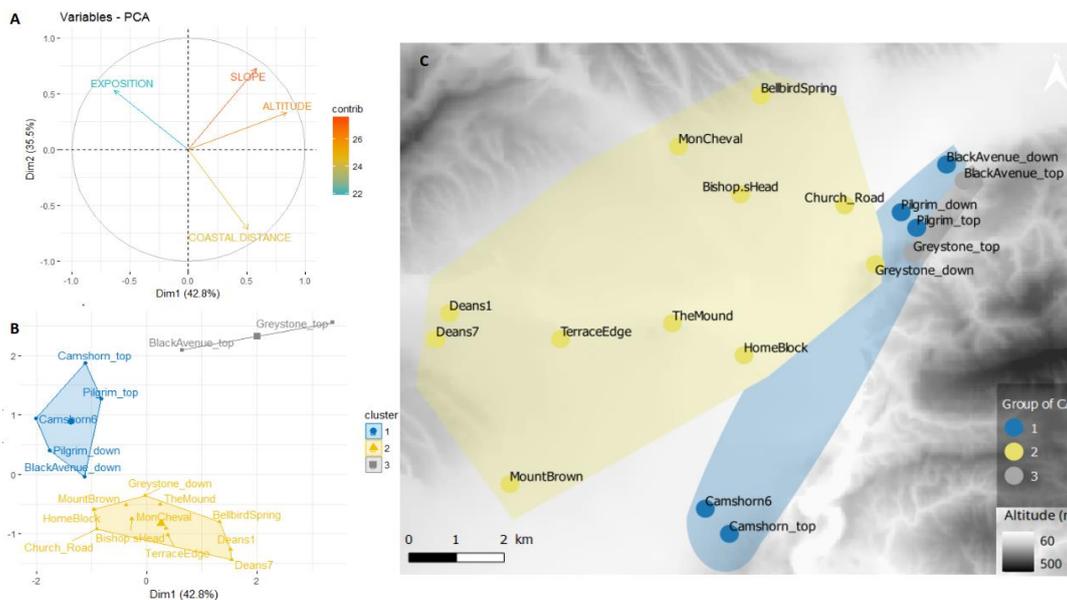


Figure 43. Analyse en Composante Principale (ACP) sur les facteurs topographiques (altitude, exposition, pente et distance à la côte) dans la vallée de Waipara durant la saison végétative 2017-2018 : a) représentation des variables topographiques sur le premier plan factoriel ; b) représentation des individus par rapport aux variables topographiques, c) répartition spatiale des groupes de capteurs in situ en fonction des facteurs locaux

⁸ Les différentes analyses statistiques entre températures de l'air et températures de surface ont été réalisées pour tous les points de mesures. Par souci de clarté dans la présentation des résultats, il a été préféré de présenter quelques points de mesures représentatif de l'ensemble du réseau de mesures.

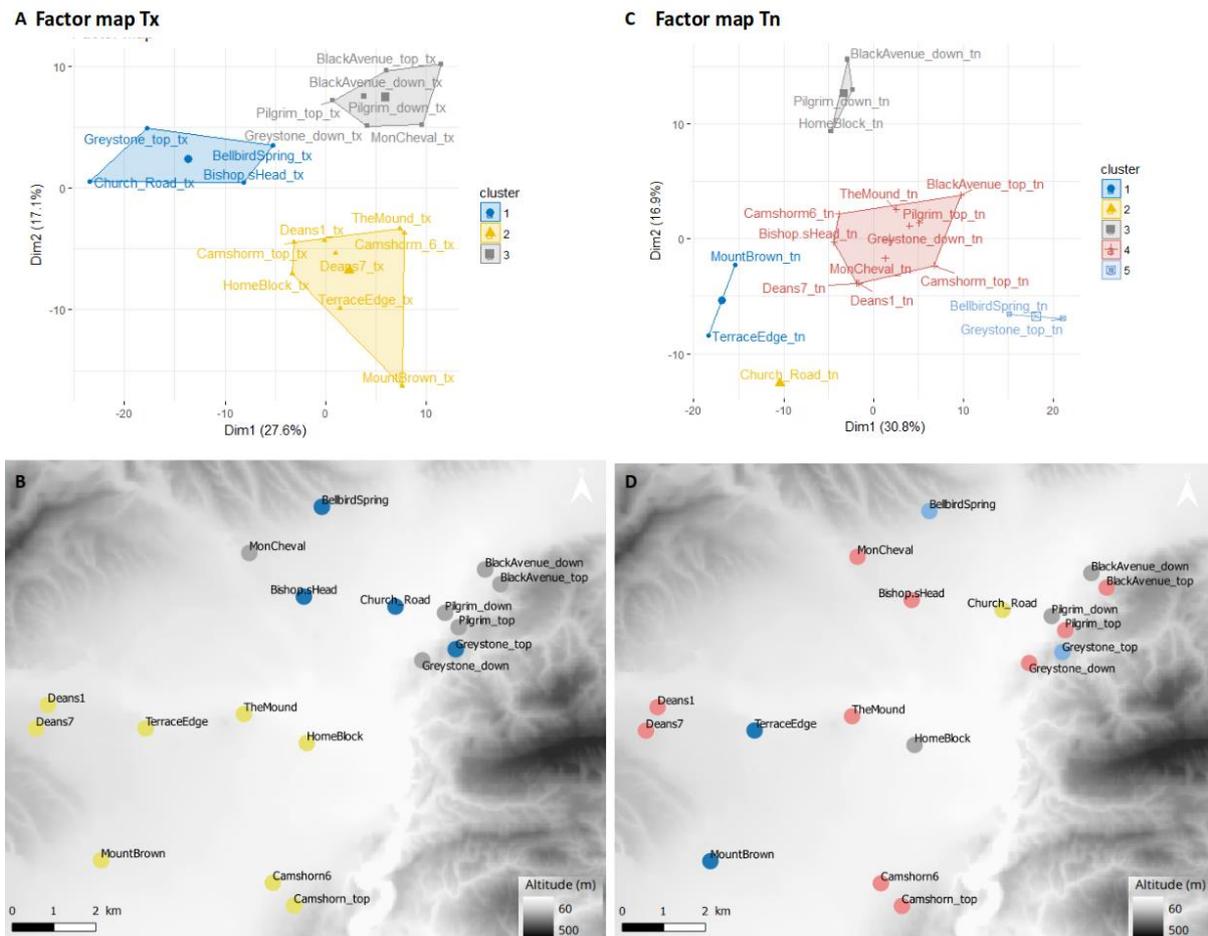


Figure 44. Analyses en Composante Principale (ACP) sur les températures minimales et maximales de l'air dans la vallée de Waipara durant la saison végétative 2017-2018 : a) représentation des individus par rapport aux températures de l'air maximales, b) répartition spatiale des groupes de capteurs in situ en fonction des températures maximales, c) représentation des individus par rapport aux températures de l'air minimales, d) répartition spatiale des groupes de data logger en fonction des températures minimales

5.2.2.2 Température de surface issue de l'imagerie thermique MODIS

Le capteur MODIS est embarqué sur les satellites Terra et Aqua de la NASA lancés en 2000 et 2002. Les deux satellites ont la particularité de traverser l'équateur de deux manières : Terra en orbite descendante à environ 10h30 et 22h30 ; Aqua en orbite ascendante à environ 01h30 et 13h30, ce qui permet d'observer différentes conditions de couverture nuageuse (Wan et al., 2004 ; Williamson et al., 2014 ; Marchand, 2017). Les deux satellites acquièrent 36 bandes spectrales avec trois résolutions spatiales : 250 m (bandes 1-2), 500 m (bandes 3-7) et 1000 m (bandes 8-36). Les produits journaliers *Land Surface Temperature* (LST) et *Emissivity* sont inclus dans MYD11A1 (Aqua) et MOD11A1 (Terra). Ces données (températures de surface et émissivité de surface Terra et Aqua) accessibles gratuitement ont largement été utilisées dans la littérature (Bosilovich, 2006 ; Kloog *et al.*, 2014 ; Meyer *et al.*, 2016 ; Mostovoy *et al.*, 2006 ; Sohrabinia *et al.*, 2015 ; Southey, 2017 ; Vancutsem *et al.*, 2010). Ces données sont extraites à 1km de résolution spatiale des bandes 31 (10,78-11,28 μm) et 32 (11,77-12,27 μm) utilisant l'algorithme split-window (Mcmillin, 1975 ; Wan et Dozier, 1996). L'avantage majeur

de la version 6 est la suppression des pixels sous couverture nuageuse (Wan, 2014) avec la fourniture des critères de qualité dans Quality Flag for LST.

Les données MODIS utilisées dans cette étude ont été téléchargées via la plateforme Land Processes distributed Active Archive Center (<https://lpdaac.usgs.gov/>) et correspondent aux produits “MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity Daily L3 Global 1 km SIN Grid V006” et “MODIS/Aqua Land Surface Temperature/Emissivity Daily L3 Global 1 km SIN Grid V006” de la tuile MODIS “h30v13”. Les données ont été re-projetées en système WGS84 et converties en degrés Celsius (selon la formule : $DN \times 0,2 - 273,15$) (Wan, Zhengming *et al.*, 2015).

L'objectif est d'évaluer le potentiel de l'imagerie thermique MODIS en utilisant la donnée satellitaire brute, sans interpolation et uniquement lorsque les données sont disponibles (aucune reconstruction de données). La Figure 45 illustre pour chaque data logger les fréquences de disponibilité journalière des données MODIS allant de 0 (aucune donnée disponible) à 4 (l'ensemble des données disponibles par jour). La température de surface correspondante a été extraite pour chaque point de mesure de température de l'air du réseau de data loggers. Dans le contexte d'une analyse à échelle fine, utiliser l'imagerie thermique est pertinente si la résolution spatiale et temporelle est suffisante pour mettre en évidence l'influence des effets locaux. Dans cette étude, l'analyse comparative entre température de l'air et température de surface a pour objectif d'évaluer la capacité de l'imagerie MODIS à 1km à retranscrire les structures thermiques cohérentes avec celles obtenues à partir de l'analyse des températures issues du réseau de data loggers. Les données de températures de l'air et températures de surface sont présentées dans le Tableau 6.

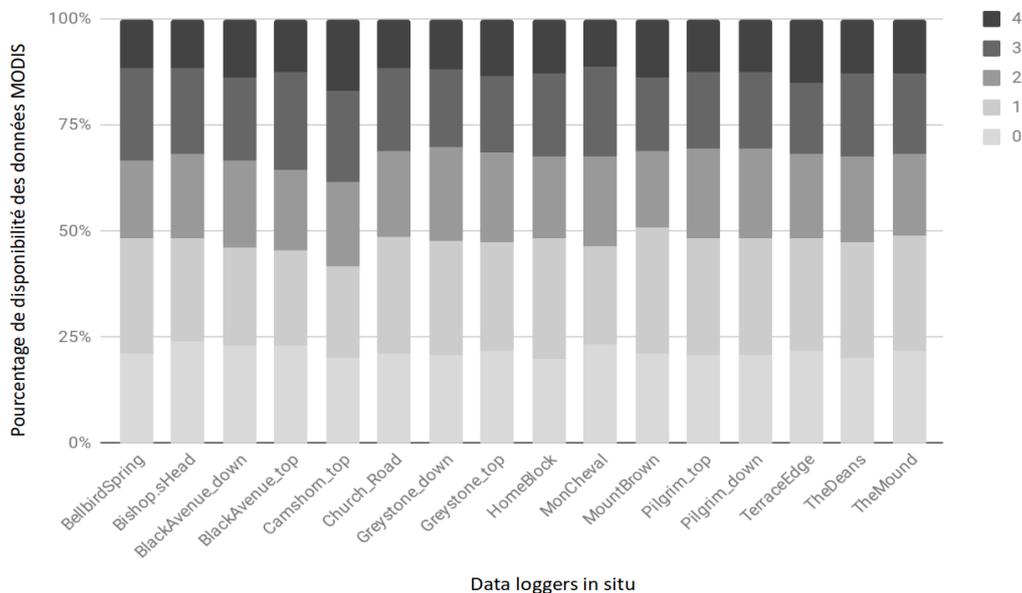


Figure 45. Fréquences de la disponibilité des données de températures de surface (MODIS) pour chaque localisation de data logger durant la saison végétative 2017-2018 dans la vallée viticole de Waipara. Chaque localisation dispose de 0 à 4 données MODIS par jour issues des satellites Terra et Aqua lors de chacune de leur acquisition diurne (MOD_{Day} et MYD_{Day}) et nocturne (MOD_{Night} et MYD_{Night})

Tableau 6. Liste des données de températures de l'air (T_a) et températures de surface (LST) issues des satellites MODIS utilisées

Température de l'air (T_a , in situ)	Ta moyenne journalière (T_m)		
	Ta maximale journalière (T_x)		
	Ta minimale journalière (T_n)		
Température de surface (LST) des satellites MODIS	LST du satellite MOD _{DAY} (MOD _{Tx})	moyenne des LST maximales journalières (LST _x)	LST moyenne journalière (LST _m)
	LST du satellite MYD _{DAY} (MYD _{Tx})		
	LST du satellite MOD _{NIGHT} (MOD _{Tn})	moyenne des LST minimales journalières (LST _n)	
	LST du satellite MYD _{NIGHT} (MYD _{Tn})		

5.2.2.3 Relation statistique entre températures de l'air et de surface

Pour comparer les distributions spatiales des températures de surface, issues des satellites MODIS, et des températures de l'air in situ, les données ont été sélectionnées selon leur disponibilité et leur qualité. Des analyses statistiques par régressions linéaires simples ont été appliquées à travers deux approches (Figure 46) :

- Une analyse journalière de la température moyenne, comprenant les jours durant lesquels les quatre valeurs MODIS (MYD_{Day}, MYD_{Night}, MOD_{Day}, MOD_{Night}) et les températures de l'air moyennes journalières (T_m) in situ ont été exploitables.

Pour les données satellitaires, seules les situations sans couverture nuageuse ont été sélectionnées pour chaque capteur. Les moyennes journalières des quatre valeurs de température de surface (LST_m) et de la température de l'air (T_m) ont été calculées. Elles ont ensuite été comparées par régression linéaire simple et par le calcul d'indicateurs statistiques tels que le coefficient de corrélation (R^2) et le Root Mean Square Error (RMSE) ;

- Une analyse diurne et nocturne des températures maximales et minimales lorsque les deux images acquises par chaque capteur (MYD et MOD) étaient disponibles (sans couverture nuageuse). L'analyse diurne a mis en relation les températures maximales de l'air (T_x) avec les températures de surface de jour (MOD_{Tx} et MYD_{Tx}). Alors que l'analyse nocturne a mis en relation les températures minimales de l'air (T_n) avec les températures de surface acquises de nuit (MOD_{Tn} du jour précédant et MYD_{Tn}).

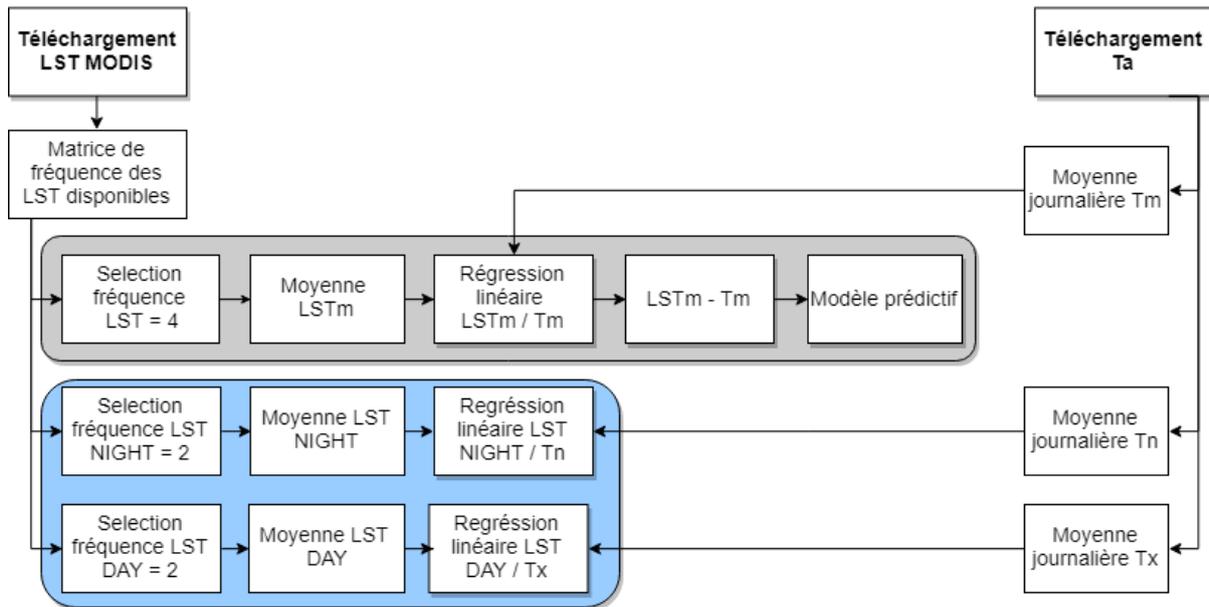


Figure 46. Chaîne de traitement de l'analyse statistique entre températures de l'air (data logger, T_a) et températures de surface (données thermiques issues des satellites MODIS, Land Surface Temperature LST) à l'échelle journalière. Une première analyse (en gris) concerne les températures moyennes (LST_m : température de surface moyenne et T_m : température de l'air moyenne) et la seconde analyse concerne les minimales (LST_{NIGHT} et T_n) et les maximales (LST_{DAY} et T_x)

5.3 Résultats

5.3.1 Températures moyennes durant la saison végétative 2017-2018

A l'échelle de la saison végétative (d'octobre à avril), les secteurs les plus frais sont identifiés en fond de vallée et les plus chauds en haut de coteaux. Les valeurs de l'indice de Winkler (sommées de degrés/jour) vont de 1242 D/J pour les data loggers situés en fond de vallée (ChurchRoad) à 1497 D/J en haut de coteau (BlackAvenue_top). Cette différence de 250 D/J est liée à l'influence de facteurs locaux correspondant à une classe climatique. Par comparaison, la valeur enregistrée à ChurchRoad correspond à la classe I (Champagne, Bourgogne, ...) et celle de BlackAvenue_top se situe dans la classe II (Bordeaux, Côtes du Rhône) (Winkler, 1974) (Figure 47). Ces différences mettent en évidence que les impacts locaux peuvent engendrer une variabilité spatiale des températures du même ordre (voire supérieure) à celle observée entre deux régions viticoles (Quénol, 2014). A l'échelle des vignobles de Waipara, cette forte variabilité spatiale des températures a une influence sur la croissance de la vigne, le niveau de maturité des raisins (ex : taux de sucre, acidité, ...) et par conséquent sur les caractéristiques des vins (Neethling, 2016). Les caractéristiques du réseau de data loggers (choix de l'emplacement des points de mesures, densité des points de mesures, etc.) ont permis de prendre en compte l'influence des facteurs locaux.

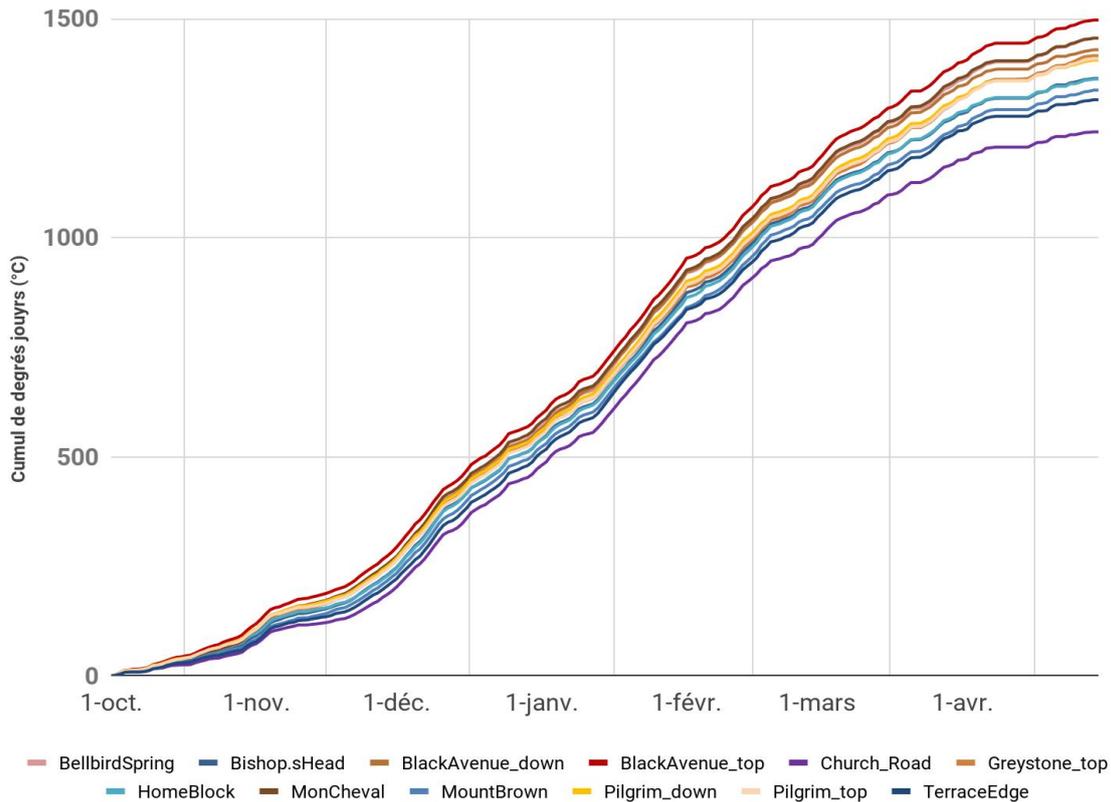


Figure 47. Evolution journalière de l'indice de Winkler (ou "degrés-jours") calculé durant la saison végétative 2017-2018 dans la vallée viticole de Waipara, correspondant à la somme des températures moyennes journalières à partir de la base 10°C.

Les différences identifiées entre températures de l'air et températures de surface (Figure 48 et Figure 49) varient entre 0°C et 3,2°C pour les températures moyennes, minimales et maximales. La température de l'air moyenne saisonnière varie de 15,7°C à 17°C alors qu'à l'échelle des images MODIS (1km x 1km), la variabilité spatiale des températures de surface moyennes saisonnières est plus lissée (14,7°C à 15,3°C) (Figure 48a et b). Les températures de l'air minimales comprises entre 9,2°C et 10,9°C sont plus élevées que les températures de surface acquises de nuit (entre 7,3°C et 7,9°C) (Figure 48c, d, e, f). Toutefois, les structures spatiales restent similaires avec des températures minimales plus basses en fond de vallée et plus élevées en haut de coteaux. Cette répartition des températures minimales correspond aux nuits calmes avec ciel clair favorables à la formation d'inversions thermiques et à l'accumulation d'air froid dans les parties basses de la vallée. Concernant les valeurs maximales, les températures de l'air sont en moyenne plus élevées (entre 22,17°C et 23,5°C) que les températures de surface (entre 21,5°C et 22,9°C). Les différences les plus marquées (Figure 49) se situent sur les secteurs en pente par rapport aux secteurs subhorizontaux. Ces secteurs sont les plus sensibles aux variations des températures de surface, et difficilement pris en compte du fait de la résolution spatiale de 1km (Hutengs et Vohland, 2016 ; Sismanidis *et al.*, 2016 ; Zhao *et al.*, 2019).

Les données annuelles et mensuelles ne traduisent pas l'influence des conditions atmosphériques sur la variabilité spatiale des températures à l'échelle du site d'étude. Une analyse de la variabilité thermique journalière a donc été effectuée.

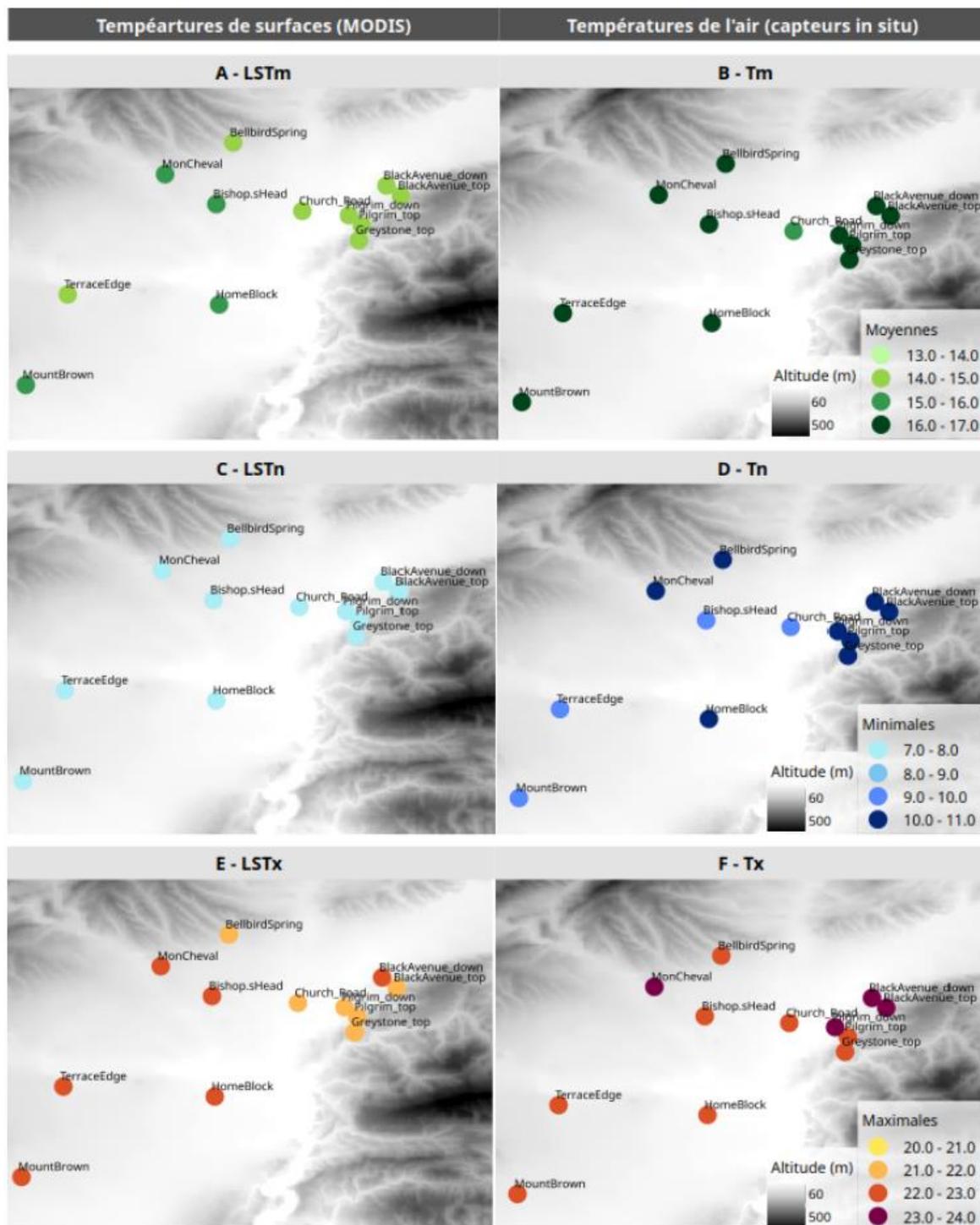


Figure 48. Répartition des températures de surface (estimées par satellite) moyennes (a), minimales (c), maximales (e) et des températures de l'air (mesurées in situ) moyennes (b), minimales (d) et maximales (f) durant la saison végétative octobre 2017-avril 2018 dans la vallée viticole de Waipara. La localisation des 12 data loggers met en évidence la variabilité des facteurs locaux

notamment l'altitude représentée par le Modèle Numérique de Terrain (DEM, à 25 mètres de précision) fournit par LINZ Data Service

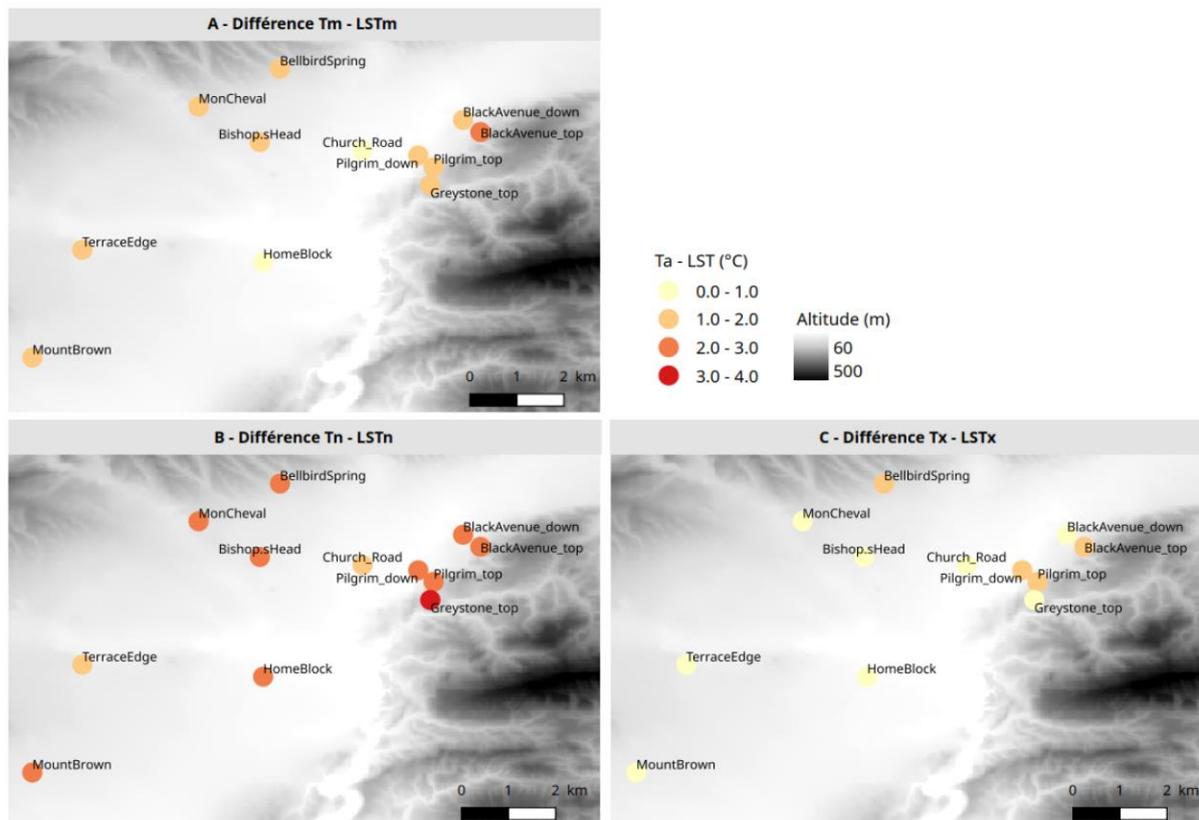


Figure 49. Répartition des différences moyennes par data logger entre températures de l'air (T_a) et températures de surface (LST) a) moyennes, b) minimales et c) maximales durant la saison végétative octobre 2017-avril 2018 dans la vallée viticole de Waipara.

5.3.2 Températures moyennes journalières.

A cette échelle temporelle, la corrélation entre la température de surface moyennée des quatre images MODIS et la température de l'air moyenne a été analysée pour chaque data loggers. Les coefficients de détermination (R^2) sont compris entre 0,72 et 0,90 (Figure 50a) et les RMSE entre 1,73°C et 3,52°C (Figure 50b). L'analyse plus détaillée des cinq data loggers représentatifs des "structures topographiques et thermiques" du site confirme la bonne corrélation linéaire entre température de l'air et de température de surface mais avec des disparités plus fortes au niveau du RMSE. Bellbird, BlackAvenue_top, Pilgrim_top et ChurchRoad ont un RMSE entre 2,00°C et 2,50°C alors qu'il est de 3,52°C à MountBrown (Figure 50 et Figure 51). Ces résultats confirment que la structure spatiale de la répartition des températures moyennes est similaire pour les deux types de données mais avec des différences au niveau des RMSE entre chaque point de mesure. L'analyse des températures moyennes journalières a nécessité la disponibilité des quatre images thermiques des satellites MODIS (LSTm) ce qui a réduit considérablement le nombre de jours d'observations (Tableau 7). Le faible nombre d'observations n'ont pas permis, d'une part de valider statistiquement le lien entre températures de l'air journalières moyennes et températures de surface et d'autre part, d'expliquer les écarts de RMSE entre chaque point de mesure.

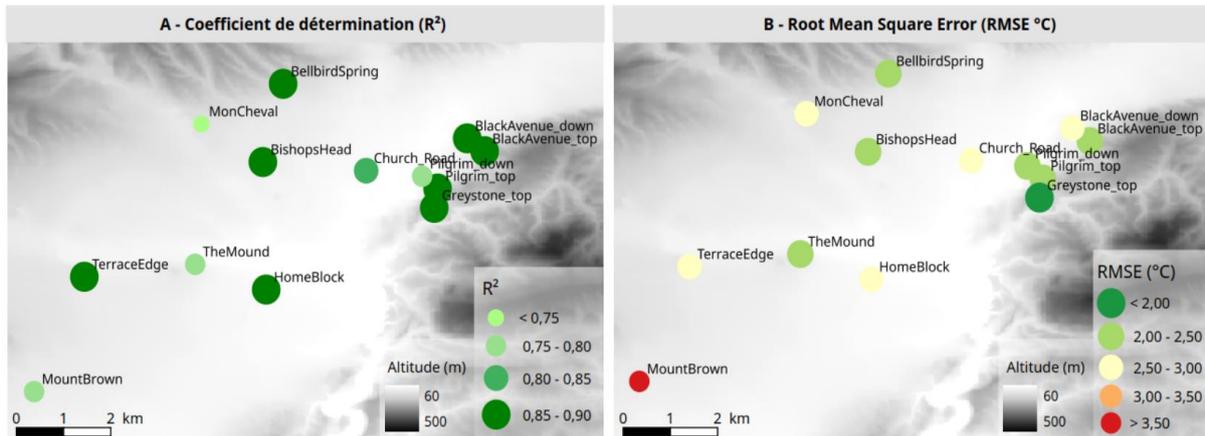


Figure 50. Distribution spatiale a) du coefficient de détermination (R^2) et b) de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) de corrélation statistique entre T_m (température de l'air moyenne journalière) et LST_m (température de surface moyenne journalière) pour 13 data loggers entre juillet 2017 et mai 2018 dans la vallée viticole de Waipara

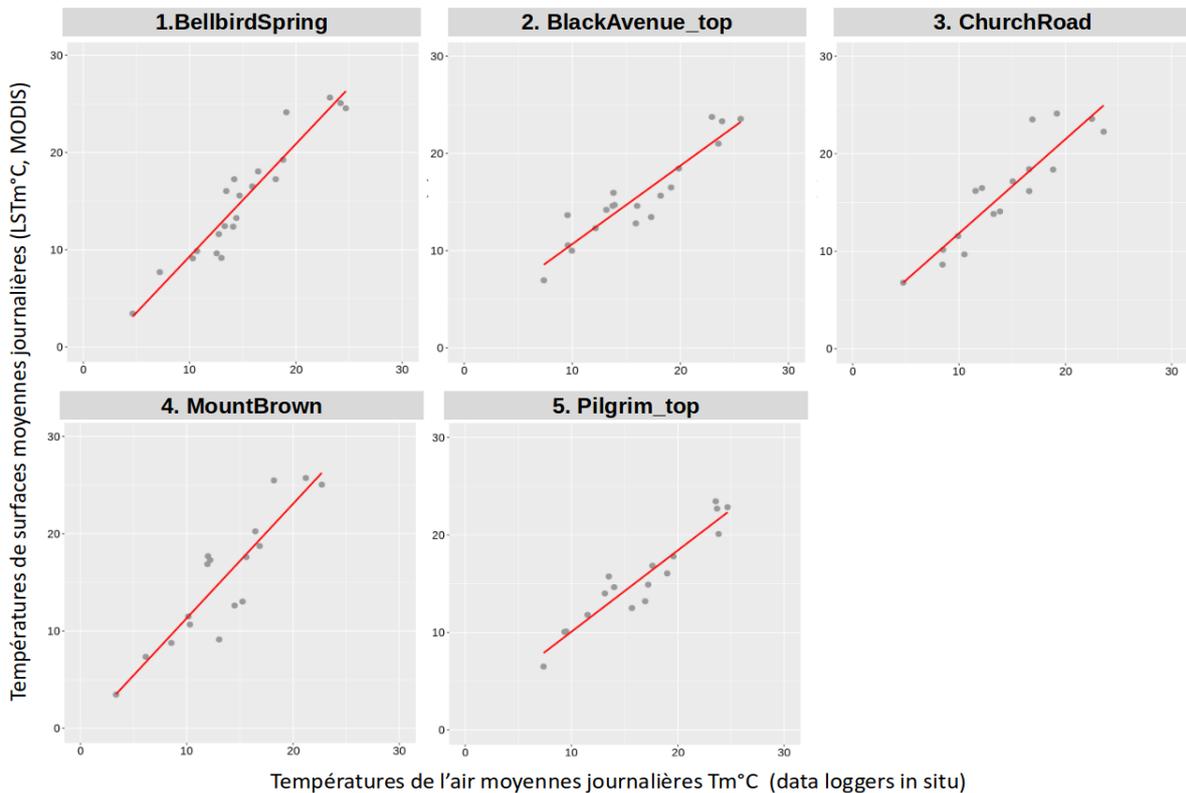


Figure 51. Corrélation linéaire entre la température de surface journalière (LST_m) issue des satellites MODIS et la température moyenne journalière de l'air (T_m). Les nuages de points représentent les données acquises entre Juillet 2017 et mai 2018 dans la vallée viticole de Waipara mettant en correspondance les valeurs de LST_m en fonction de T_m pour cinq data loggers : 1) BellbirdSpring, 2) BlackAvenue_top, 3) ChurchRoad, 4) MountBrown et 5) Pilgrim_top

Tableau 7. Indicateurs statistiques de la relation entre température moyenne de l'air (T_m) et température de surface (LST_m) journalières pour 5 points de mesures représentatifs de la vallée de

*Waipara durant la saison végétative 2017-2018 (Seuils de significativité : ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05)*

Data loggers in situ	R ²	RMSE	n	p-value
BellbirdSpring	0,90	2,03	21	***
BlackAvenue_top	0,86	2,03	19	***
Church_Road	0,83	2,77	17	***
MountBrown	0,80	3,52	17	***
Pilgrim_top	0,90	2,00	17	***

5.3.3 Températures maximales et minimales journalières

L’analyse diurne (LSTx) et nocturne (LSTn) s’appuyant sur deux images (et non plus quatre), permettent d’augmenter le nombre de situations et donc d’améliorer la significativité statistique des résultats. Trois types de relations statistiques ont été calculés : 1) celle entre la moyenne des deux images et la température de l’air (MEAN/Ta), 2) celle entre l’image issue du capteur Terra et la température de l’air (MOD/Ta) et 3) celle entre l’image issue du capteur Aqua et la température de l’air associée (MYD/Ta), appliquée à l’analyse diurne (Tx) puis nocturne (Tn). L’objectif a été d’identifier laquelle des données MODIS brutes (Terra ; Aqua et Terra/Aqua) est la mieux corrélée avec la température de l’air (sans appliquer de reconstruction de données spatiale ou temporelle).

Pour les températures maximales, le nombre d’observations correspondant aux données disponibles pour les deux capteurs (Aqua et Terra) le même jour a été en moyenne de 68 observations (Tableau 8), tandis que le nombre d’observations exploitables par capteur est presque deux fois plus élevé (une moyenne de 132 observations disponibles par capteur) (Figure 52).

*Tableau 8. Indicateurs statistiques de la relation entre la température maximale de l’air (Tx) et A) la moyenne des températures de surface maximales (MEAN), B) la température de surface maximale acquise par Terra (MOD), C) la température de surface maximale acquise par Aqua (MYD) pour 5 sites représentatifs de la vallée de Waipara durant la saison végétative 2017-2018 (Seuils de significativité : ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05)*

Data loggers in situ	MEAN / TX				B) MOD/TX				C) MYD/TX			
	R ²	RMSE (°C)	n	p-value	R ²	RMSE (°C)	n	p-value	R ²	RMSE (°C)	n	p-value
BellbirdSpring	0,77	4,37	67	***	0,63	5,21	134	***	0,76	4,31	134	***
BlackAvenue_top	0,75	3,95	71	***	0,68	4,77	137	***	0,77	4,15	135	***
Church_Road	0,69	4,26	65	***	0,55	5,28	126	***	0,73	4,30	121	***
MountBrown	0,64	5,61	72	***	0,60	6,16	138	***	0,67	5,58	137	***
Pilgrim_top	0,74	3,98	68	***	0,66	4,85	139	***	0,74	4,27	129	***

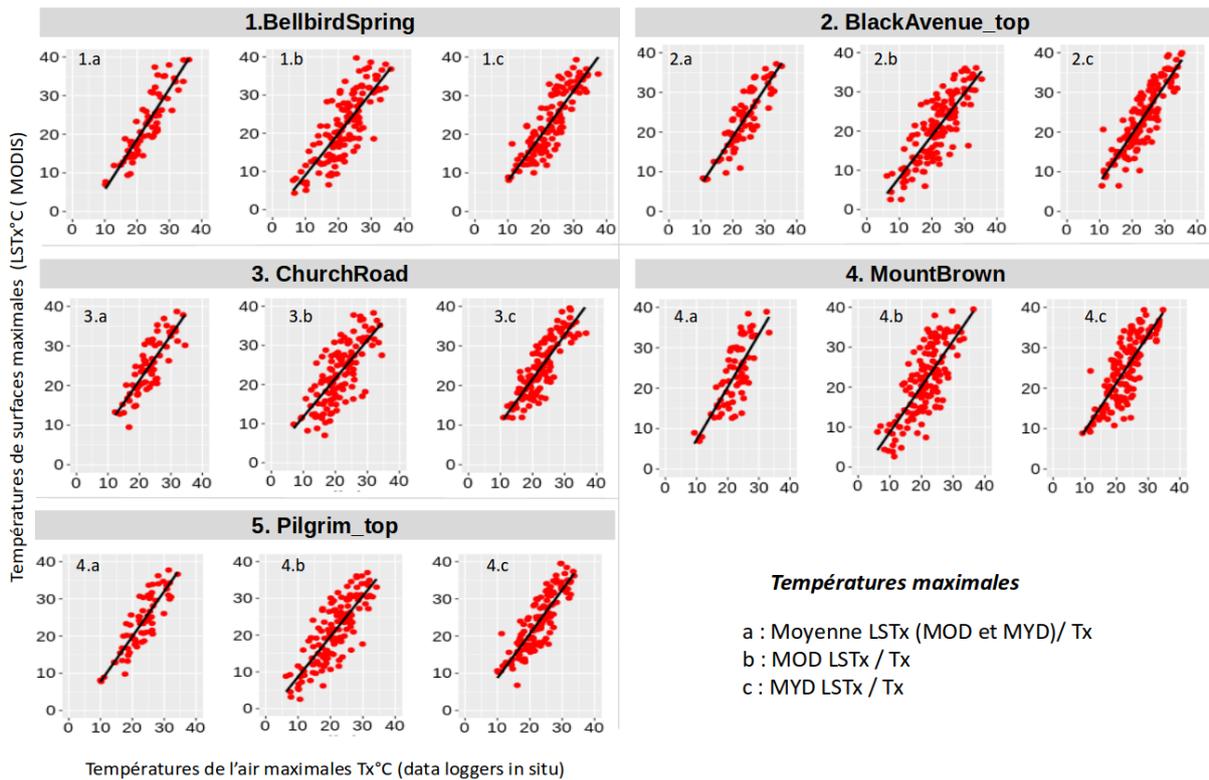


Figure 52. Analyse des températures maximales entre juillet 2017 et mai 2018 dans la vallée viticole de Waipara pour cinq data loggers in situ 1) BellbirdSpring, 2) BlackAvenue_top, 3) ChurchRoad, 4) MountBrown et 5) Pilgrim_top. Corrélation de la température de l'air journalière maximale (T_x) et de la température de surface maximale journalière : a) moyenne des maximales des satellites Terra et Aqua (Moyenne LSTx MOD et MYD), b) maximale du satellite Terra (MOD) et c) maximale du satellite Aqua (MYD) pour chaque data logger in situ

Les corrélations entre les valeurs moyennes des deux satellites et les températures maximales sont bonnes ($MEAN/TX = 0,64 \geq R^2 \geq 0,77$) mais relativement proches de celles obtenues avec le capteur MYD_{DAY} . La combinaison des deux satellites de jour permet de diminuer légèrement le taux d'erreur (RMSE) d'estimation des températures de surface en journée. Lorsque les deux capteurs sont analysés indépendamment, les relations statistiques diffèrent. Le capteur MYD_{DAY} (Aqua), qui acquiert les LST vers 13h30 heure solaire locale, obtient de meilleurs coefficients de corrélation ($0,67 \geq R^2 \geq 0,77$) que le capteur MOD_{DAY} qui enregistre des images à 10h30 ($0,55 \geq R^2 \geq 0,68$). Cela peut s'expliquer par le fait que les valeurs du MYD_{DAY} sont plus proches du pic journalier des températures maximales de l'air, contrairement aux résultats de (Zeng *et al.*, 2015) ne trouvant pas de différence significative entre les deux satellites diurnes. D'une manière générale, ces résultats montrent l'intérêt d'utiliser le capteur Aqua plutôt que le capteur Terra ou la combinaison des deux pour l'estimation des températures maximales.

La même démarche d'analyse a été suivie pour les températures minimales : comparaison entre température minimale de l'air (T_n) et LST_n du satellite Terra, LST_n du satellite Aqua et moyenne LST_n Terra/Aqua. Les heures d'acquisition sont 22h30 pour le satellite Terra (MOD_{NIGHT}) et 1h30 pour Aqua (MYD_{NIGHT}).

Les résultats sont similaires à ceux obtenus avec les températures maximales mais avec de meilleures relations statistiques (Figure 53). D'autres travaux ont obtenu des résultats similaires avec des corrélations entre températures de surface MODIS et températures de l'air in situ plus élevées pour l'analyse nocturne que pour l'analyse diurne (Wan 2008; Huang et al. 2015 ; Shi et al. 2016). Les données du capteur Terra (MODNIGHT) ont obtenu des coefficients de détermination allant de 0,81 à 0,87 tandis que les résultats du capteur Aqua (MYDNIGHT) sont compris entre 0,31 et 0,45. L'erreur quadratique moyenne avec le capteur MODNIGHT est comprise entre 2,1°C et 3,07°C, équivalente à celle obtenue avec la moyenne des deux satellites ($2,5^{\circ}\text{C} \geq \text{RMSE} \geq 3,8^{\circ}\text{C}$) (Tableau 9). En s'approchant de l'erreur quadratique la plus faible possible, la précision du modèle linéaire est significative ($P < 0,001$) et permet d'évaluer la stabilité des paramètres permettant d'ajuster le modèle. Comme pour les températures maximales, ces résultats incitent à plutôt utiliser un seul capteur (pour les températures minimales, le capteur Terra), plutôt que la combinaison des deux.

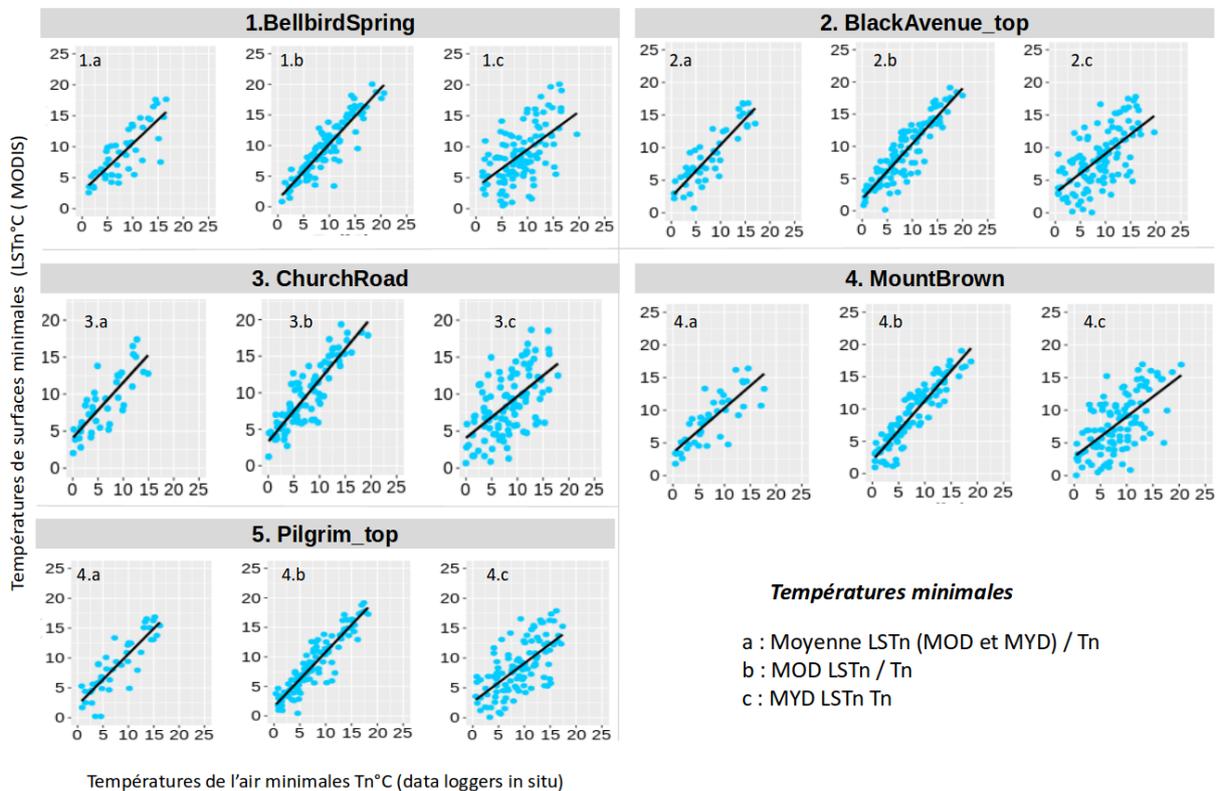


Figure 53. Analyse des températures minimales entre juillet 2017 et mai 2018 dans la vallée viticole de Waipara pour cinq data loggers in situ 1) BellbirdSpring, 2) BlackAvenue_top, 3) ChurchRoad, 4) MountBrown 5) Pilgrim_top. Corrélation de la température de l'air journalière minimale (T_n) et de la température de surface minimale journalière : a) moyenne des minimales des satellites Terra et Aqua (Moyenne des LST_n MOD et MYD), b) minimale du satellite Terra (MOD) et c) minimale du satellite Aqua (MYD) pour chaque data logger in situ

Tableau 9. : Indicateurs statistiques de la relation entre la température minimale de l'air (T_n) et A) la moyenne des températures de surface minimales (MEAN), B) la température de surface minimale acquise par Terra (MOD), C) la température de surface minimale acquise par Aqua (MYD) pour 5 sites représentatifs de la vallée de Waipara durant la saison végétative 2017-2018 (Seuils de significativité : '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05)

Data loggers in situ	MEAN / TN				B) MOD/TN				C) MYD/TN			
	R ²	RMS E (°C)	n	p-value	R ²	RMSE (°C)	n	p-value	R ²	RMSE (°C)	n	p-value
BellbirdSpring	0,68	2,81	49	***	0,81	2,42	113	***	0,36	4,01	114	***
BlackAvenue_top	0,80	2,50	50	***	0,85	2,19	119	***	0,43	3,88	122	***
Church_Road	0,69	3,80	41	***	0,82	3,07	93	***	0,31	4,35	109	***
MountBrown	0,68	3,13	49	***	0,87	2,41	113	***	0,44	4,07	123	***
Pilgrim_top	0,78	2,63	46	***	0,87	2,10	112	***	0,45	3,81	120	***

L'utilisation conjointe des deux acquisitions thermiques de surface (maximales et minimales) n'apporte pas d'amélioration significative au niveau de la diminution des biais et de la qualité des corrélations avec les températures de l'air. Les températures de surface maximales acquises par le satellite Aqua (MYD Tx) sont plus proches des températures maximales de l'air acquises par les data loggers. Pour les minimales, les valeurs acquises par le satellite Terra (MOD Tn) sont les mieux corrélées avec les températures minimales in situ. La qualité de la relation statistique entre T_a et T_s est donc en grande partie liée à l'heure d'acquisition de la donnée. Très logiquement, le radiomètre ayant l'heure d'acquisition la plus proche du pic minimal ou maximal de la température in situ de l'air est celui qui obtient les meilleurs résultats. De plus, d'autres facteurs comme l'humidité du sol, le vent, les précipitations (Benali *et al.*, 2012), le rayonnement solaire pour les températures maximales (Vancutsem *et al.*, 2010) ou encore l'influence de l'irrigation sur l'évapotranspiration du couvert végétal (Zeng *et al.*, 2015) peuvent accentuer les biais et par conséquent la qualité de la relation statistique entre températures de surface et température de l'air.

L'analyse détaillée des écarts entre température de surface et température de l'air (LST- T_a) a permis d'identifier l'ampleur des biais pour chaque data logger en fonction des capteurs MODIS (Terra ; Aqua ; Terra/Aqua). Pour les températures minimales, les biais sont moins importants que pour les maximales. Par exemple, la majeure partie des données ont un biais compris entre -3 et 3°C pour les minimales et entre -6 et 4°C pour les maximales (Figure 54). Les biais plus importants pour les valeurs diurnes sont dus principalement à des facteurs atmosphériques liés au rayonnement solaire (angle solaire, effet d'ombre, etc.) (Azevedo *et al.*, 2016 ; Mutiibwa *et al.*, 2015 ; Zhu *et al.*, 2013).

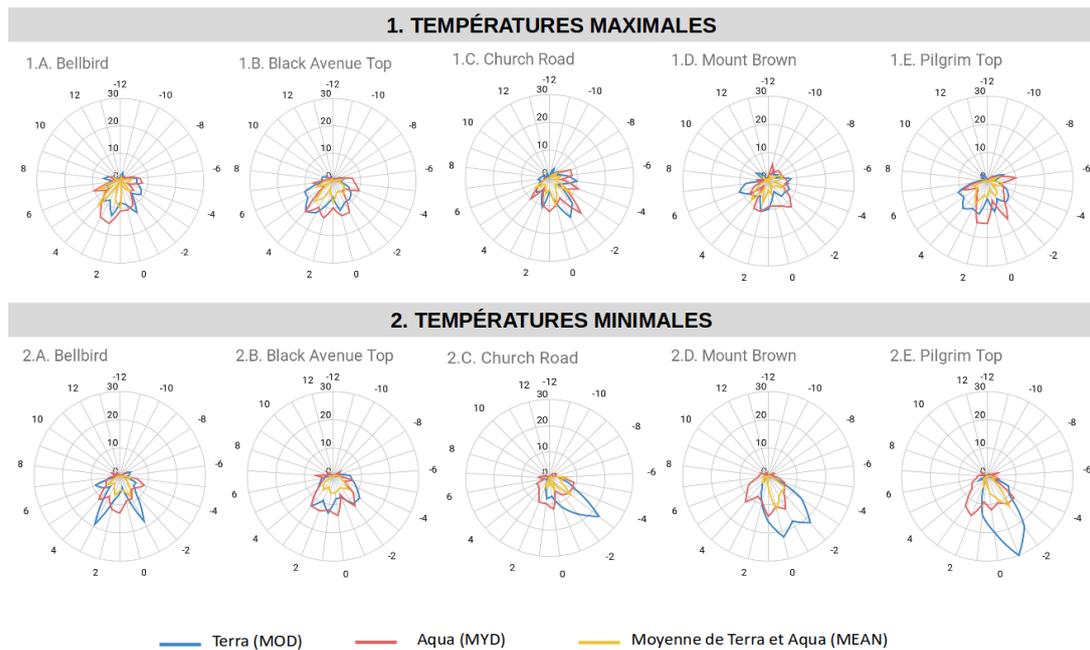


Figure 54. Nombre d'occurrences entre juillet 2017 et mai 2018 des différences entre 1) les températures de l'air et de surface minimales et 2) les températures de l'air et de surface maximales, pour les valeurs du satellite Terra (bleu), du satellite Aqua (rouge) et la moyenne des deux (jaune).

Analyse focalisée sur cinq data loggers dans la vallée viticole de Waipara : A) Bellbird, 2) BlackAvenue_top, 3) Church_Road, 4) Mount Brown et 5) Pilgrim_top. L'axe vertical représente le nombre d'occurrences des différences de températures allant de 0 à 30. Ces différences de températures sont réparties dans le sens horaire -12 à 12 °C

5.4 Discussion et conclusion

Les facteurs locaux (e.g. pente, exposition, type de sol, distance à la mer, etc.) provoquent des variations du climat (notamment des températures) qui peuvent être supérieures à la variabilité climatique d'échelles plus larges. C'est très souvent cette variabilité spatio-temporelle du climat liée à des phénomènes d'échelles imbriquées (du macro au microclimat) qui fournit les conditions optimales pour la croissance des cépages et caractérise la spécificité d'un terroir viticole (Quénot, 2017). La construction de modèles climatiques prenant en compte ces facteurs locaux nécessite l'acquisition de données in situ nécessitant l'installation de réseaux de stations météorologiques ou data loggers dans les vignobles. L'installation de réseaux de mesures in situ est contraignante et nécessite plusieurs années d'acquisition de données pour construire et valider le modèle. L'évaluation de l'imagerie thermique a donc été réalisée avec l'objectif d'être intégrée dans la chaîne de modélisation climatique à échelle locale.

Cette étude a donc proposé une analyse statistique des liens entre les températures de l'air enregistrées par un réseau de data loggers in situ et les températures de surface estimées par l'imagerie thermique satellitaire MODIS dans la région viticole de Waipara (Nouvelle-Zélande). Les capteurs MODIS acquièrent quatre images LST par jour. Pour évaluer le potentiel de ces données en limitant au maximum les biais et incertitudes (d'origine météorologique et/ou instrumentale) aucune interpolation temporelle et spatiale n'a été appliquée.

Les résultats obtenus à partir des moyennes journalières sont encourageants au regard des valeurs de R^2 supérieures à 0,70 et des structures spatiales thermiques comparables aux températures de l'air. Cependant, le nombre de données manquantes n'a pas permis d'analyser le suivi quotidien ou hebdomadaire des LST pendant la saison de croissance de la vigne. En effet, le calcul d'indices bioclimatiques (comme ceux de Huglin ou de Winkler) est fondé sur des sommes de degrés/jours (D/J) durant la période végétative de la vigne (d'octobre à avril dans l'hémisphère sud). Leur calcul à partir de l'imagerie thermique nécessite la reconstruction de données pour les journées manquantes (Ghafarian Malamiri *et al.*, 2018 ; Kang *et al.*, 2018). Les analyses statistiques menées sur les températures minimales et maximales journalières ont également montré de bonnes relations statistiques avec de meilleurs résultats pour les températures minimales. Pour chaque cas, les données acquises par le satellite dont la fenêtre d'acquisition est la plus proche du pic de température (minimale ou maximale) ont obtenu les meilleurs résultats : avec le satellite Terra pour les maximales et avec le satellite Aqua pour les minimales. Il est important de noter que la moyenne des deux satellites n'apporte pas un gain significatif produisant des coefficients de corrélation et une erreur quadratique proche du résultat issu du satellite le plus corrélé. Les biais entre température de l'air et température de surface sont plus importants pour les températures maximales. D'autres travaux ont mis en évidence des résultats similaires en les attribuant à une plus forte variabilité temporelle des températures diurnes dépendantes du rayonnement solaire, en particulier lors de situations de ciel dégagé (Benali *et al.*, 2012 ; Mutiibwa *et al.*, 2015). Cela est également le cas pour cette étude à l'échelle de la vallée de la Waipara puisque seules les situations atmosphériques avec ciel clair ont été analysées. Inversement, comme l'ont démontré Zeng *et al.* (2015) et Noi, Kappas, Degener (2016), les relations statistiques sont meilleures pour les températures nocturnes car l'absence de rayonnement solaire limite les fortes variations de température entre la fenêtre d'acquisition du satellite et le moment durant lequel la température minimale de la nuit est atteinte.

La qualité de la relation statistique entre l'imagerie thermique et les réseaux de mesures in situ est donc intrinsèquement liée à la résolution et à la synchronicité temporelle mais également à la résolution spatiale. En effet, l'imagerie thermique MODIS a été confrontée à un réseau de data loggers installé récemment dans une région viticole peu étendue (1250 hectares) et dont la variabilité spatiale des températures engendrée par la topographie est importante. Pour la saison végétative 2017-2018, les écarts de degrés jours (issus des températures de l'air) atteignent jusqu'à 255°C de différence entre BlackAvenue_top (1497°C) situé en haut de coteau et ChurchRoad (1242°C) dans le fond de vallée. Plusieurs data loggers sont ainsi compris dans le même pixel associé d'un kilomètre de l'imagerie MODIS lissant ces effets locaux.

Les résultats obtenus montrent que les données MODIS ont permis d'obtenir une structure spatiale de la température de surface comparable à celle obtenue avec le réseau de data loggers. L'utilisation de données satellitaires avec des résolutions spatiales plus fines apportera une information supplémentaire pour la quantification de la variabilité locale des températures par le biais d'une meilleure prise en compte de la topographie. L'objectif serait également d'évaluer la structure spatiale des températures en lien avec les effets locaux car plusieurs travaux ont démontré l'amélioration de l'information avec des méthodes de descente d'échelle de

températures de surface, et en s'appuyant sur des combinaisons de différentes sources de données (MODIS, Landsat, VIIRS, ASTER...), sur les variables topographiques (altitude, pente, etc.) ou encore sur l'occupation des sols (Essa *et al.*, 2017 ; Hutengs et Vohland, 2016 ; Xia *et al.*, 2018)(Hutengs et Vohland, 2016 ; Essa *et al.*, 2017 ; Xia *et al.*, 2018).

Les résultats ont également montré que des développements sont nécessaires pour limiter la part des données manquantes. Les analyses ont été réalisées uniquement sur des situations de temps clair sans couvert nuageux. Les analyses statistiques ont été réalisées spécifiquement avec les données satellitaires brutes sans recours à la reconstruction de données pour éviter d'engendrer des biais supplémentaires. Cela a eu pour conséquence sur la période étudiée de diminuer le nombre de jours sélectionnés. Pourtant, en viticulture, les données journalières sont nécessaires pour le calcul des indices bioclimatiques basés sur les sommes de degrés/jours. Il serait envisageable d'appliquer des interpolations temporelles entre LST et Ta, comme dans les applications de (Kang *et al.*, 2018 ; Metz *et al.*, 2017) ou plus particulièrement dans l'étude de Southey (2017) pour une région viticole d'Afrique du Sud (à condition que les biais soient évalués préalablement). La finalité est de pouvoir disposer d'une chronique journalière permettant ensuite, dans le contexte viticole, de calculer différents indices bioclimatiques (Southey, 2017 ; Zhang *et al.*, 2013).

La fusion de différents types de données spatiales et temporelles peut aussi permettre de détailler la variabilité d'une saison végétative à une échelle géographique pertinente d'un terroir viticole. Les différents développements envisagés pourront être appliqués à d'autres régions viticoles (par exemple, Marlborough en Nouvelle-Zélande et Pomerol/Saint-Emilion/Entre-deux-Mers en France) équipées de stations et de data loggers météorologiques, avec des séries sur plusieurs années. Différents travaux de modélisation climatique portent sur ces deux sites d'études (Quénol 2014; Le Roux, de Rességuier, et al. 2017 ; Le Roux, De Rességuier, et al. 2017; Sturman et al. 2017), l'objectif étant d'y coupler la donnée satellitaire issue de la télédétection thermique.

CONCLUSION DE LA DEUXIEME PARTIE

La variabilité journalière et saisonnière des températures liée à des facteurs locaux a été évaluée dans deux contextes viticoles différents et à partir de deux types de données. Dans le secteur de la région viticole de l'Entre-Deux-Mers, l'analyse des températures de l'air acquises via le réseau de capteurs ont permis d'évaluer l'influence des facteurs locaux (section 4.3). Cette large zone d'étude englobe plusieurs appellations se traduisant par sa diversité de contextes topo-climatiques locaux. L'analyse à fine échelle a permis de démontrer l'intérêt des réseaux de mesures pour caractériser la variabilité spatiale et temporelle des températures de l'air.

La vallée de Waipara, aussi équipée d'un réseau de mesures de températures de l'air, se situe dans un contexte topographique accidenté et une zone viticole restreinte. Dans ce contexte, les séries temporelles de températures de surface des satellites MODIS ont été analysées et comparées avec les températures de l'air (Chapitre 5). Les résultats ont mis en évidence une forte variabilité des températures sur des espaces restreints. Les écarts de cumul de degrés-jours entre certains points de mesures sont équivalents à des différences d'échelles régionales (Quénol, 2014). La variabilité spatiale des températures de l'air est plus forte que pour les températures de surface. Néanmoins, les structures spatiales de température sont relativement proches et plus particulièrement pour les températures minimales avec, par exemple, des valeurs plus basses en fond de vallée et plus élevées en haut de coteaux. Les relations statistiques entre température de l'air et les température de surface ont démontré une plus faible dispersion de la qualité de prédiction pour les minimales que pour les maximales, liées aux facteurs atmosphériques diurnes du rayonnement solaire (Zhu et al., 2013 ; Mutiibwa et al., 2015).

Comme indiqué précédemment, les données de températures de l'air issues des réseaux de capteurs sont spatialisées à une résolution spatiale fine. Ces spatialisations de températures peuvent être intégrées dans la descente d'échelle des projections climatiques régionalisées (Quénol et al., 2019). Néanmoins, cette approche à partir des réseaux de mesures reste limitée dans le temps et dans l'espace. Seuls les vignobles équipés par ces réseaux peuvent bénéficier de ces analyses. Des données à la couverture globale et aux résolutions spatio-temporelles cohérentes telles que les images satellites sont à explorer pour proposer des alternatives à ces limites. La télédétection thermique permet d'estimer des températures de surface potentiellement à intégrer en modélisation climatique locale. Les caractéristiques actuelles des images satellites thermiques restent spatialement limitées, de l'ordre du kilomètre, mais seront améliorées dans les prochaines décennies par de futures missions spatiales telles que Trishna. Cependant, les séries temporelles de températures de surface nécessitent d'être explorées pour le suivi et la modélisation climatique locale. La démarche proposée dans cette thèse pourra être améliorée par l'utilisation des futurs produits satellitaires thermiques

TROISIEME PARTIE - ÉCHELLE LOCALE :

MODELISATION CLIMATIQUE A PARTIR DE TEMPERATURES DE SURFACE PAR DESCENTE D'ÉCHELLE SPATIALE

A l'échelle des parcelles viticoles, l'analyse des variabilités climatiques locales n'est envisageable qu'à partir d'observations climatiques denses à fine échelle. La prise en compte des facteurs locaux se traduit par une analyse de la topographie en amont de l'installation des réseaux de mesures afin de représenter au mieux la diversité topo-climatique.

A l'échelle des terroirs viticoles, la caractérisation des variabilités climatiques reste dépendante des données utilisées et de leur qualité de représentation du climat local. A partir des réseaux d'observation, offrant une donnée ponctuelle et non continue dans l'espace, des méthodes géostatistiques sont largement utilisées pour produire des interpolations spatiales. Dans ce contexte, une méthode de modélisation statistique a été développée permettant de spatialiser les températures de l'air à partir de prédicteurs topographiques. L'objectif de cette troisième partie est d'évaluer la transposabilité de cette méthode pour évaluer la descente d'échelle des séries temporelles d'images satellites thermiques.

*L'approche méthodologique de spatialisation des températures de l'air à l'échelle locale a été détaillée en abordant les forces et les limites soulevées dans les applications antérieures. Par ailleurs, les verrous méthodologiques liés à l'adaptation de la méthode aux températures de surface ont été identifiés. La qualité des séries temporelles de températures de surface journalières et hebdomadaires a été évaluées ainsi que les facteurs topographiques utilisés pour modéliser les températures (**Chapitre 6**).*

*La méthode de descente d'échelle des séries temporelles de températures de surface a été étudiée à l'échelle du vignoble de Saint-Emilion -Pomerol. L'identification de la pertinence de la méthode a été évaluée par comparaison statistique des variabilités des spatialisations des températures de l'air à partir de prédicteurs topographiques identiques. La potentialité d'application à la viticulture a été analysée par la cartographie d'indices bioclimatiques et de leur variabilités spatiales (**Chapitre 7**).*

Chapitre 6. APPROCHE METHODOLOGIQUE DE MODELISATION LOCALE DES TEMPERATURES : DE LA SPATIALISATION A LA DESCENTE D'ECHELLE

- 6.1 SPATIALISATION DES TEMPÉRATURES DE L'AIR : ÉTAT DES LIEUX 120
- 6.2 DESCENTE D'ÉCHELLE DES TEMPÉRATURES DE SURFACE 121
- 6.3 CONCLUSION 124

Ce chapitre vise à présenter l'approche méthodologique développée notamment au cours des projets de recherche sur la modélisation climatique locale en milieu viticole. Le premier objectif est d'exposer la méthode de spatialisation des températures de l'air basée sur des prédicteurs topographiques, ainsi que les forces et limites de cette démarche développée sur le site de Saint-Emilion-Pomerol. Le second objectif est de positionner l'application de cette méthode à la descente d'échelle spatiale des températures de surface.

La compréhension des mécanismes climatiques locaux en fonction des facteurs locaux a été affinée au cours des projets de recherche portant sur la modélisation climatique des terroirs viticoles et agrosystèmes (section 1.5). Mesurer les effets du climat et les impacts du changement climatique sur le développement de la vigne et la qualité des vins se traduit par une analyse fine de la variabilité locale à partir de mesures acquises dans les vignobles (Chapitre 4). Néanmoins, des besoins persistent pour l'élaboration de cartographie climatique aux échelles fines. Les méthodes statistiques ont la capacité de répondre à ces objectifs par une approche d'interpolation spatiale des données ponctuelles. Après un état des lieux des méthodes utilisées en contexte viticole, nous présenterons la méthode de spatialisation des températures de l'air utilisée dans cette thèse sur le site de Saint-Emilion-Pomerol (section 6.1). Puis, l'utilisation de cette approche statistique comme méthode de descente d'échelle à partir des températures de surface sera présentée (Chapitre 7 ; section 6.2.).

6.1 Spatialisation des températures de l'air : état des lieux

Les méthodes d'interpolation spatiale des variables climatiques et plus particulièrement des températures de l'air, ont été explorées dans de nombreuses études en viticulture. Les méthodes d'interpolation spatiale sont catégorisées en trois groupes : les méthodes déterministes, probabilistes et de régression. Les techniques de régression ont été principalement utilisées pour les études climatiques viticoles du fait de leurs capacités à expliquer une variable climatique par des variables explicatives tels que les facteurs locaux, mais aussi pour leurs flexibilités d'application (paramétrique ou non paramétrique, linéaire ou multiples). Les approches de régressions ont été largement documentées dans des approches géostatistiques ou d'apprentissage automatique. Les méthodes géostatistiques sont efficaces pour déterminer la variation spatiale et temporelle basées sur des mesures statistiques en tenant compte de l'autocorrélation spatiale (Matheron, 1963 ; Webster et Oliver, 2007 ; Li et Heap, 2008 ; Cressie, 2015). Ces méthodes sont basées sur des modèles perçus comme peu flexibles et aux temps de calcul importants. L'émergence des approches basées sur les données telles que l'apprentissage automatique sont plus adaptées à de large jeu de données, ne sont pas limitées à un modèle fixe et les dépendances et structures des données sont détectées (Breiman, 2001 ; Cortes et Vapnik, 1995 ; Li *et al.*, 2011 ; Kanevski, 2013).

De nombreux travaux ont utilisé des méthodes de régression linéaire multiple pour spatialiser les températures de l'air en fonction des variables topographiques (Carrega, 1995 ; Joly *et al.*, 2003 ; Madelin et Beltrando, 2005 ; Stahl *et al.*, 2006 ; Bois, 2007 ; Bonnardot *et al.*, 2012 ; Bonnefoy, 2013 ; Quénot *et al.*, 2014 ; Le Roux *et al.*, 2017b). Ces approches basées sur des relations linéaires entre la température et les facteurs locaux, ont permis d'identifier les effets

de ces facteurs sur la variabilité spatiale et temporelle des températures aux échelles fines. Néanmoins, ces approches sont limitées par l'utilisation de données respectant les contraintes de linéarité et des temps de calcul importants.

Dans ce contexte, une approche d'apprentissage automatique basée sur la non linéarité des données (*Support Vector Regression*, SVR) a été développée sur le site de Saint-Emilion-Pomerol (Le Roux, 2017 AgrMet). Le SVR est dérivé de l'apprentissage automatique et permet d'estimer des relations complexes entre des variables dépendantes et une série de prédicteurs (Cortes et Vapnik 1995). Le principe est basé sur l'identification automatique de N *support vectors* (dérivés des données) sur lesquels la fonction de régression non linéaire sera estimée par un *kernel* K (Freedman, 2005). Cette approche a été appliquée pour établir une spatialisation des températures minimales et maximales journalières à partir de prédicteurs topographiques tels que l'altitude, la pente, l'exposition et les coordonnées géographiques. Cette spatialisation des températures puis du calcul d'indices bioclimatiques a permis de réaliser une cartographie climatique et phénologique fine à une résolution spatiale de 25 m (Le Roux *et al.*, 2017a ; de Rességuier *et al.*, 2020).

La descente d'échelle des séries temporelles des températures de surface s'inscrit dans la continuité des travaux antérieurs sur l'utilisation de cette approche appliquée à la spatialisation des températures de l'air. L'approche de descente d'échelle va permettre d'améliorer la résolution des températures de surface en prenant en compte les variabilités topographiques, et à terme, d'identifier le potentiel de ces séries temporelles dans la cartographie des impacts du changement climatique.

6.2 Descente d'échelle des températures de surface

6.2.1 Prédicteurs topographiques

La résolution spatiale des prédicteurs topographiques dérivés du modèle numérique de terrain détermine la résolution spatiale des sorties de modélisation. Dans cette thèse, cinq résolutions spatiales ont été choisies pour évaluer la méthode de descente d'échelle : 1000 m, 500 m, 250 m, 90 m et 30 m. Pour chacune de ces résolutions spatiales ont été dérivées l'altitude (mètre), la pente (degrés), l'orientation nord/sud $[-1,1]$, l'orientation est/ouest $[-1,1]$ et les coordonnées géographiques (détails en *section 4.1*). L'orientation a été déclinée en deux vecteurs dont les valeurs ont été centrées-réduites (Bonnefoy, 2013). Pour le site de Saint-Emilion-Pomerol, les prédicteurs topographiques utilisés dans le *Chapitre 7* sont illustrés dans la Figure 55. La variabilité spatiale des prédicteurs topographiques détermine en partie la qualité de modélisation des températures associées et est à prendre en compte lors de l'analyse des sorties. Plus la résolution spatiale s'affine, plus il est possible de représenter les variations de températures les plus fines, mais en générant plus de bruit et de biais.

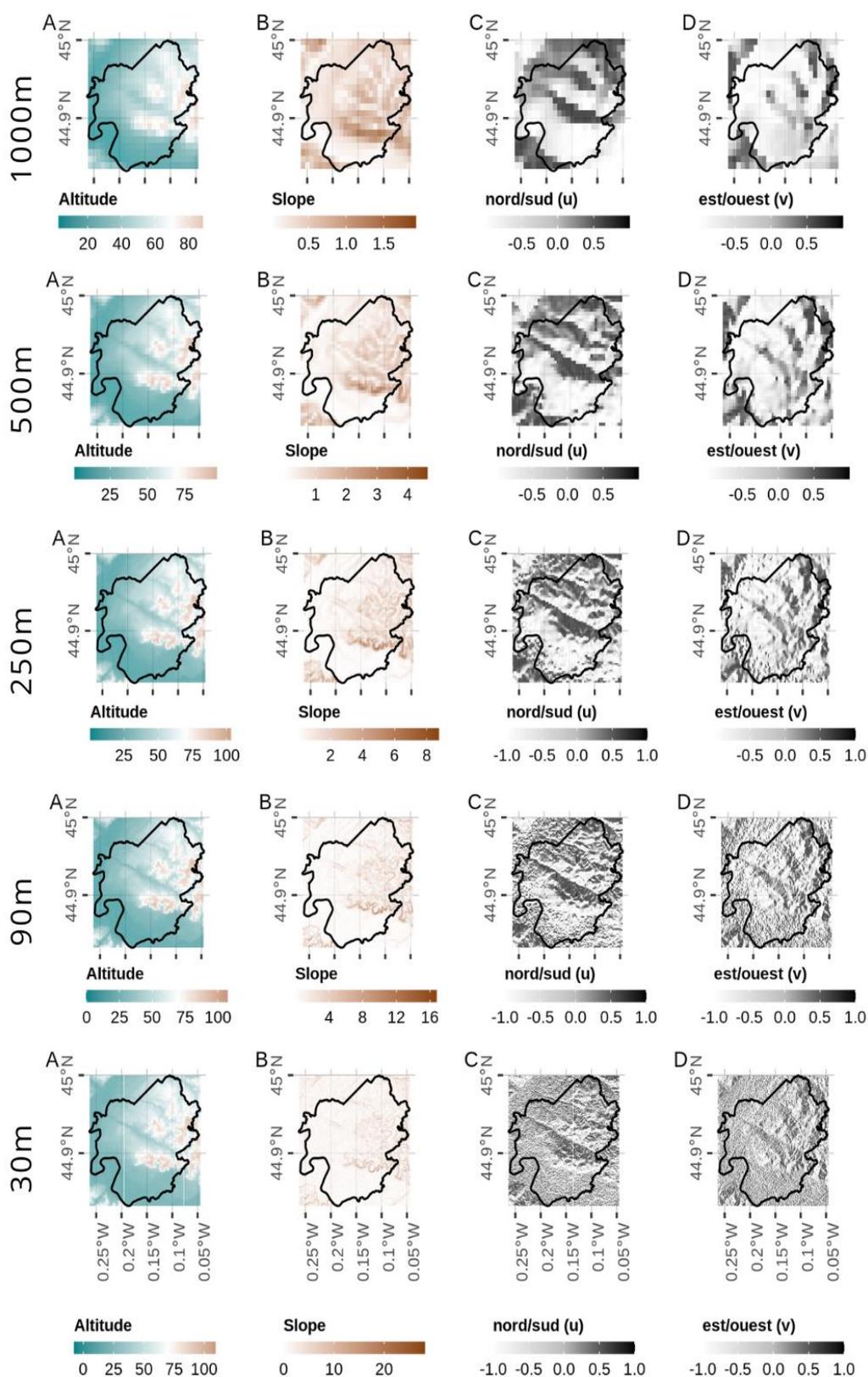


Figure 55. Prédicteurs topographiques pour le site de Saint-Emilion-Pomerol dérivés de Modèles Numériques de Terrain (MNT) à 1000 m, 500 m, 250 m, 90 m et 30 m de résolution spatiale : a) altitude (mètres), b) pente (degrés), c) orientation nord/sud [-1,1], d) orientation ouest/est [-1,1]

6.2.2 Application de la méthode de descente d'échelle

Les séries temporelles de températures de surface journalières (M*D11A1) et de températures de surface hebdomadaires (M*D11A2) ont des qualités variables selon les types de produits (détail des produits MODIS en *section 4.4*). De manière générale, les températures de surface acquises de jour ont des différences importantes par pixel au cours de la saison d'avril à octobre, l'écart type a atteint jusqu'à 9°C pour un même pixel alors que les acquisitions de nuits ont démontré moins de variabilités (entre 3 à 6°C) (Annexe 14 et Annexe 15). Pour les produits journaliers, la disponibilité des données acquises la nuit est en moyenne plus importante que les données diurnes. Les données acquises de jour peuvent varier de 70 à 140 jours de disponibles sur la saison. La qualité des données est très variable spatialement. Par exemple, le secteur sud-ouest de Saint-Emilion a cumulé les écarts types les plus importants de jour. La nébulosité liée aux conditions atmosphériques influence l'acquisition des images satellites thermiques, la prise en compte de ces biais liés à la qualité de la donnée est nécessaire pour la suite des études. Les séries temporelles hebdomadaires, malgré une variabilité journalière altérée par une moyenne sur 8 jours, ont permis d'utiliser une donnée brute sans donnée manquante qui est l'un des critères d'entrée pour la modélisation.

L'approche de modélisation a été appliquée pour les données minimales et maximales séparément et à l'échelle journalière (température de l'air et température de surface MOD11A1) ou à l'échelle hebdomadaire (M*D11A2) pour limiter les biais des variabilités temporelles des situations atmosphériques (Figure 56). Le format des données d'entrées du modèle :

- ***pour les températures de l'air*** (minimales ou maximales): un vecteur d'une donnée journalière extraite pour chaque capteur;
- ***pour les températures de surface journalières*** (minimales ou maximales) : un vecteur des valeurs de chaque pixel pour une date ;
- ***pour les températures de surface hebdomadaires*** (minimales ou maximales) : un vecteur des valeurs de chaque pour un composite hebdomadaire.

D'abord, les hyperparamètres sont identifiés et permettent de définir le meilleur modèle à appliquer. Ensuite, les valeurs en entrée du modèle sont divisées aléatoirement en 5 groupes (*folds*) permettant d'appliquer une validation croisée sur l'ensemble des données. Pour chaque itération, le vecteur sélectionné est divisé en données de test (80%) et données d'entraînement (20%) pour générer la prédiction des données qui n'ont pas été utilisées en entrée du modèle.

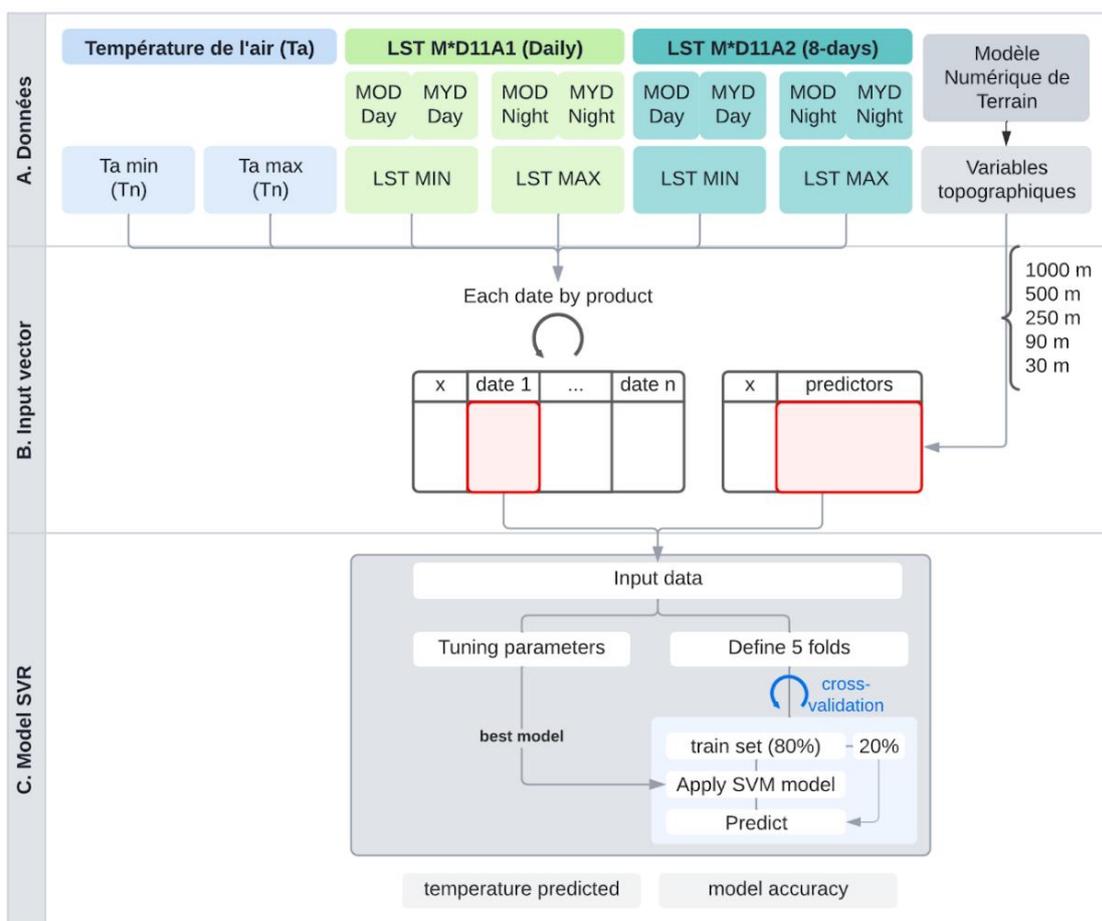


Figure 56. Chaîne de traitement de la modélisation des températures à partir de prédicteurs topographiques

L'évaluation de la qualité de la méthode de descente d'échelle a été effectuée en deux temps. La première étape a été intégrée dans la modélisation par une validation croisée des données. La seconde étape a été la comparaison des sorties de modélisation pour les données de températures de surface journalières, les températures de surface hebdomadaires et les températures de l'air journalières. Les températures de l'air acquises ponctuellement dans la canopée et les températures de surface acquises au-dessus de la canopée dans un pixel de 1000 m de résolution spatiale ne sont pas comparables en termes de valeurs puisqu'elles ne permettent pas de retranscrire la température de l'air exacte. Néanmoins, nous avons analysé les gradients de variabilité de chaque donnée et les structures ont été comparées.

6.3 Conclusion

Comme évoqué précédemment, la spatialisation des températures de l'air par méthodes géostatistiques a été réalisée à très fine échelle (25 m) à partir d'un réseau de capteurs de température dense installé sur le site de Saint-Emilion-Pomerol. Cette approche a démontré la capacité de différentes méthodes géostatistiques (ex : régressions linéaires et non-linéaires) à modéliser la variabilité spatiale des températures et des indices bioclimatiques (Le Roux *et al.*,

2017a), et de la phénologie de la vigne à fine échelle (de Rességuier *et al.*, 2020). L'objectif est donc d'adapter et d'appliquer cette méthodologie aux séries temporelles de températures de surface. En s'appuyant sur les résultats des études précédentes, nous pouvons mieux comprendre les biais liés aux données utilisées et à la méthode de modélisation. Les verrous méthodologiques portent principalement sur la capacité de cette approche à modéliser les températures de surface en prenant en compte les variabilités topographiques sans sur-représenter les effets locaux aux fines échelles (*Chapitre 7*). D'autre part, les séries temporelles d'image satellites nécessitent des temps de calculs plus importants. L'optimisation de l'approche pourra déterminer sa capacité de reproductibilité à une échelle régionale (*Troisième partie*).

Chapitre 7. MODELISATION

CLIMATIQUE LOCALE PAR SPATIALISATION ET DESCENTE D'ECHELLE : APPLICATION AU VIGNOBLE DE SAINT-EMILION

7.1	INTRODUCTION	130
7.2	MATERIALS AND METHODS	131
7.3	RESULTS	136
7.4	DISCUSSION	142
7.5	CONCLUSIONS	143

Ce chapitre vise à évaluer la méthode de modélisation statistique locale développée adaptée à une approche de descente d'échelle des températures de surface. La méthode de régression non linéaire (SVR) a démontré sa capacité à spatialiser les températures de l'air en fonction des facteurs locaux (section 6.1). Les relations entre la topographie et la variabilité des températures de surface ont été largement établies (Bertoldi et al., 2010 ; Ermida et al., 2018 ; Hutengs et Vohland, 2016 ; Noi et al., 2016). Dans ce contexte, l'adaptation de la méthode de spatialisation des températures de l'air vers une approche de descente d'échelle des températures de surface à partir des facteurs locaux a été explorée. L'objectif principal est de caractériser la variabilité de températures à l'échelle de vignobles ou d'appellations viticoles à partir d'images satellites thermiques modélisées à des résolutions plus fines en prenant en compte les variabilités topographiques.

L'intégralité de l'article "Mapping Bioclimatic Indices by Downscaling MODIS Land Surface Temperature: Case Study of the Saint-Emilion Area" publié dans la revue Remote Sensing est présentée dans ce chapitre.

Dans cette étude, l'approche de descente d'échelle des températures de surface a été évaluée sur le site de Saint-Emilion-Pomerol entre 2012 et 2018. Cette région viticole, largement étudiée, présente une topographie variée marquée par des plateaux calcaires, des coteaux et des fonds de vallée qui se traduit par une diversité de climats locaux. Le premier objectif a été d'évaluer trois types de séries temporelles : les températures de l'air issues de 90 capteurs, les températures de surface journalières (1000 m) et les températures de surface hebdomadaires (1000 m). La validation de la qualité des modélisations des températures de surface a été évaluée à partir des spatialisations des températures de l'air. Le second objectif a été d'analyser la capacité de la méthode et les biais associés aux résolutions spatiales des modélisations issues des prédicteurs topographiques (1000 m, 500 m, 250 m, 90 m, 30 m). Cette étude a permis d'identifier des relations statistiques entre les températures de l'air et températures de surface sur plusieurs années, moins importantes pour les données hebdomadaires, et avec des écarts plus faibles en moyennant les deux acquisitions diurnes et les deux acquisitions nocturnes. Les performances des modélisations, issues de la validation croisée, ont montré de faibles écarts selon les résolutions spatiales et ont été meilleures pour les températures de surface que les températures de l'air. La variabilité spatiale des indices bioclimatiques a été plus importantes pour les températures de surface que les températures de l'air et une prise en compte moins marquée des facteurs locaux comme les pentes ou les plateaux. Néanmoins, les différences de valeurs entre les températures de l'air et les températures de surface ont été stables selon les résolutions se traduisant par une variabilité spatiale moyenne comparable. Pour limiter les biais, les résolutions spatiales de 500 m et 250 m ont démontré leurs intérêts pour cette approche.

Mapping Bioclimatic Indices by Downscaling MODIS Land Surface Temperature: Case Study of the Saint-Emilion Area

Abstract

Thermal conditions, influenced by the local environment, impact the development of the vine and determine the composition of the grapes. Bioclimatic indices, based on cumulative air temperatures, are modelled and mapped using statistical methods integrating local factors. Air temperature data from sensor networks are limited in space and time. We evaluated the potential of land surface temperature (LST) to identify comparable spatial distribution, and not to replace air temperature, by using a support vector machine algorithm to compare bioclimatic indices calculated from air temperature or LST. This study focused on the 2012–2018 period in the Saint-Emilion wine growing area of France. The use of several digital elevation models with high spatial resolution (i.e., GMTED10 (1000, 500 and 250 m) and SRTM (90 and 30 m)) enabled LST to be downscaled at each resolution. The same topographic variables (elevation, slope, orientation coordinates) were used as predictors, and identical algorithms and cross-validation parameters were implemented in both mapping methods. Bioclimatic indices were calculated from daily air temperature, daily LST or weekly LST. The results of the daily and weekly downscaling of the MODIS time series at several spatial resolutions are encouraging for application to viticulture and have allowed to identify an optimal resolution between 500m and 250m limiting bias

Keywords: bioclimatic indices; land surface temperature; topographic predictors

Reference

Morin, G., Le Roux, R., Lemasle, P. G., & Quénol, H. (2021). Mapping Bioclimatic Indices by Downscaling MODIS Land Surface Temperature: Case Study of the Saint-Emilion Area. *Remote Sensing*, 13(1), 4. <https://doi.org/10.3390/rs13010004>

7.1 Introduction

Grapevines are highly sensitive to environmental conditions, which influence yield, grape composition, wine quality and wine style (van Leeuwen et Seguin, 2006). The concept of “terroir” represents the combined effects of soil, climate, topography and human factors (e.g., viticultural management, choice of cultivar). Among the many climatic variables that influence grapevine physiology and phenology, temperature is often considered the most important (Gladstones, 1992 ; Jones et Alves, 2012 ; Mira de Orduña, 2010).

Bioclimatic indices calculated from climate data are the most common way to identify impacts of climate on grapevine growth. They are used to classify and compare winegrowing regions based on cumulative air temperature (e.g., Winkler index (WI), Huglin index (HI), Jones index) (Huglin, 1978 ; Jones *et al.*, 2009 ; Winkler, 1974) and can also be combined with phenological stages (Parker *et al.*, 2011). Temperatures may vary greatly at fine scales (Ashcroft et Gollan, 2012 ; Scherrer et Körner, 2011). Atmospheric parameters at the boundary layer depend on surface conditions (e.g., roughness, type), which can cause high spatial variability over relatively small areas (i.e., a few square meters to a few square kilometers). Local factors (e.g., slope, exposure, type of soil, distance from the ocean) cause temperature variations that exceed climate variability at a larger scale. This spatial variability in temperature often provides optimal conditions for grapevine growth and gives a winegrowing terroir its specific characteristics (Quénol, 2017). Thus, improved knowledge of local climate variability is essential to better recommend and implement adaptation strategies in response to climate change.

Previous studies have highlighted the potential and usefulness of fine-scale climate modelling in vineyards (Fraga *et al.*, 2016a ; Le Roux *et al.*, 2017a ; Quénol *et al.*, 2017 ; Sturman *et al.*, 2017 ; van Leeuwen *et al.*, 2010) that considers the main elements of the local environment. A statistical climate modelling method at local scale has been developed in these previous studies to model daily air temperatures (point) based on local factors as predictors, i.e., elevation, slope, geographical coordinates and exposition (Le Roux *et al.*, 2017a). At the seasonal scale, bioclimatic indices are generally mapped using spatial interpolation or spatialization of air temperature collected from a network (Zorer *et al.*, 2013). However, using temperature sensor networks limits research on vineyards, requiring several years of data and network management, raising the issue of mapping larger areas. Thermal remote sensing data with high temporal resolution is an interesting alternative. Several studies have demonstrated the utility of methods for “downscaling” land surface temperature (LST) derived at low spatial resolutions from remote sensing to improve the precision of these data by using robust statistical methods and predictors (e.g., topography, vegetation characteristics) (Bartkowiak *et al.*, 2019 ; Hutengs et Vohland, 2016 ; Wang *et al.*, 2017 ; Yang *et al.*, 2017). The availability of spatially and temporally continuous temperature time series at high spatial and temporal resolution is crucial for a wide range of applications.

LST is a key parameter in the physics of land surface processes from local to global scales. However, using LST from thermal infrared data acquired remotely remains a challenge. A

relationship between LST and air temperature exists and is well studied, but it depends on the thermal product used, the types of applications and the validation data (Huang *et al.*, 2015 ; Meyer *et al.*, 2016 ; Shi *et al.*, 2016 ; Xu *et al.*, 2018 ; Zhou *et al.*, 2017). A previous study of applying LST to viticulture highlighted LST's potential by analyzing the correlation between air temperature and LST for one growing season (2017–2018) without spatial or temporal reconstruction in the Waipara Valley (New Zealand) (Morin *et al.*, 2018).

To use LST (Wan, 2008), daily time series often need to be reconstructed due to a lack of data (i.e., due to clouds, atmospheric conditions or other low-quality data). Reconstructing a time series in remote sensing depends on the revisit time and availability of data. Previous studies have examined two approaches for using spatially and temporally continuous LST time series: statistical methods and physical methods (Bechtel *et al.*, 2012 ; Ebrahimi et Azadbakht, 2019 ; Hutengs et Vohland, 2016 ; Yang *et al.*, 2017 ; Zakšek et Oštir, 2012 ; Zhan *et al.*, 2013 ; Zhou *et al.*, 2016).

The main objective of this study was to define the optimal spatial resolution for mapping bioclimatic indices when downscaling MODIS thermal satellite imagery. The study had three goals: (1) reconstruct daily time series of LST from 2012–2018, (2) downscale LST using topographic variables (slope, elevation, exposure, coordinates) using a support vector machine (SVM) algorithm and (3) evaluate the accuracy of using bioclimatic indices calculated from spatialized air temperature or downscaled LST (daily and weekly separately) using the identical method model (Le Roux *et al.*, 2017a) of the previous studies.

7.2 Materials and Methods

7.2.1 Study Site and Data Collection

The study site was the vineyards of Saint-Emilion and Pomerol, in the winegrowing region of Bordeaux, in southwestern France (Figure 57). It is bounded to the north by the Gironde administrative department and to the south by the Dordogne River. Its oceanic temperate climate, classified as Cfb (i.e., mild temperate, fully humid, warm summer) in the Köppen classification (Kottek *et al.*, 2006), combined with a topographic context that ranges from 10–100 m with different soil types, provides suitable conditions for growing grapevines. This winegrowing region has been documented in detail in many studies of impacts of climate change on vineyards to climate change and their adaptation to it (Le Roux *et al.*, 2017b, 2017a ; Quénot, 2014 ; van Leeuwen et Darriet, 2016 ; van Leeuwen et Destrac-Irvine, 2017). The present study focused on the winegrowing period (i.e., March to October) of 2002–2018.

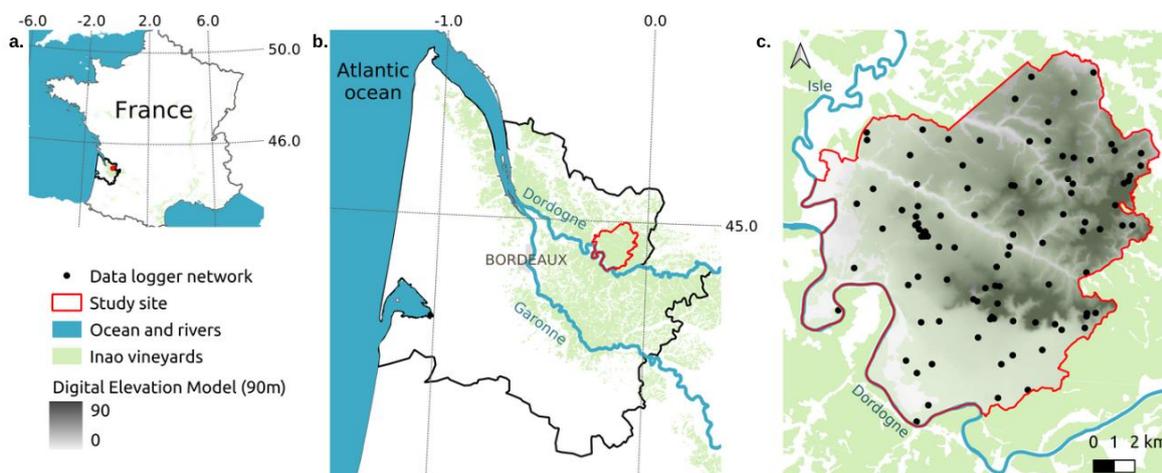


Figure 57. (a-b) The Saint-Emilion and Pomerol study site (red border) and the administrative department of Gironde (black border) in southwestern France, and (c) the study site's topography and network of 90 air temperature data loggers (black points).

Elevation data (Tableau 10) came from the Shuttle Radar Topography Mission (SRTM—NASA) at two resolutions: 1 arc-second for global coverage (~30 m) and 3 arc-seconds for global coverage (~90 m) (Farr *et al.*, 2007) and from Global Multi-resolution Terrain Elevation Data (GMTED2010) (Danielson et Gesch, 2011) at the resolutions of 7.5 arc-seconds (~250 m), 15 arc-seconds (~500 m) and 30 arc-seconds (~1000 m). The data were downloaded from EarthExplorer (<https://earthexplorer.usgs.gov/>). Topographic variables were derived from the digital elevation models (DEMs): elevation (m), slope (°), north-south orientation (°), east-west orientation (°) and geographic coordinates (latitude/longitude).

Air temperature data (Tableau 10) came from a network of 90 air temperature data loggers, installed in the grapevine canopy 1.5 m from the ground, that recorded minimum and maximum air temperatures at hourly intervals. The network was installed in 2012 to consider the variety of local topographic parameters to better represent their influence on the local climate; it was also used for validation in previous studies (de Rességuier *et al.*, 2020 ; Le Roux *et al.*, 2017a).

LST data (Tableau 10) was acquired using thermal remote sensing by the Terra (MOD) and Aqua (MYD) satellites with the MODIS sensor on board. Two satellites provide four daily LST datasets (two daytime and two nighttime). Two types of products were used: MOD11A1/MY11A1 (i.e., M*D11A1) (daily) and MOD11A2/MYD11A2 (i.e., M*D11A2) (8-day averaged composite). These data were downloaded via AppEars (<https://lpdaacsvc.cr.usgs.gov/appears/>) for the Gironde department from 2012–2018.

Tableau 10. Overview of original dataset used in the study

Data	Product and Source	Spatial Resolution	Temporal Resolution	Variable
Digital elevation model	SRTM-NASA	30 m	-	Elevation (m)
		90 m	-	Slope (°)
	GMTED-USGS	250 m	-	N-S orientation (°)
		500 m	-	E-W orientation (°)
		1000 m	-	Coordinates (Lat./Long.)

Air temperature	TinyTag network	point	hourly	Minimum (Tn) and maximum (Tx) air temperature (°C)
Land surface temperature	MOD11A1/ MYD11A1	1000 m	daily (2 nighttime, 2 daytime)	Minimum and maximum land surface temperature (°C)
	MOD11A2/ MYD11A2	1000 m	8-day composite (2 nighttime, 2 daytime)	Minimum and maximum land surface temperature (°C)

We used this dataset to calculate the common bioclimatic indices used in viticulture studies. Most are based on the sum of daily temperatures over a baseline temperature, which corresponded to the minimum vegetative temperature of 10 °C in this study (Huglin, 1978 ; Parker *et al.*, 2011, 2013 ; Winkler, 1974).

7.2.2 Reconstruction and Downscaling of Daily LST Time Series

The weekly 1000 m LST averaged over 8 days (M*D11A2) (Wan *et al.*, 2015b) were duplicated to create the daily LST for 8 days. The data missing from the daily LST at 1000 m (M*D11A1) (Wan *et al.*, 2015a) were reconstructed with the available weekly LST data to create the daily LST time series. To decrease dependence on before and after temporal window reconstruction, this study replaced missing values with the 8-day composite values. The spatialization method (air temperature) and downscaling method (LST) were based on two assumptions: (1) temperature is related to topographic variables and can be modeled by machine-learning regression models and (2) a daily regression model that uses an SVM approach can predict (a) air temperature and (b) LST based on the topographic environment.

An SVM algorithm was used as a machine-learning regression model. We used the SVM initially developed by (Cortes et Vapnik, 1995) for classification studies, which uses a hyperplane to classify the input variables into an n-dimensional feature space with a maximum margin. We used the packages caret (Kuhn, 2008) and e1071 (Meyer *et al.*, 2014) of R software, version 4.0.1 (R Core Team, June 2020) to perform the regression using a radial kernel. Optimal values of the hyperparameters (cost and epsilon) were determined using 5-fold cross-validation, as developed in (Le Roux, 2017) for spatializing air temperature.

This study was based on four types of data: daily air temperatures, daily LST at 1000 m, weekly LST at 1000 m (i.e., chronology detailed in Figure 58) and DEMs (1000, 500, 250, 90 and 30 m). The method had four steps (Figure 59):

- A. Create two daily time series for each type of data (hourly air temperature, daily LST and weekly LST): minima and maxima (Figure 59A). These time series were created and calculated according to their time of acquisition (Figure 58). If more than 60% of daily MODIS data were missing, they were reconstructed from the weekly MODIS data. The weekly MODIS data were duplicated to create the daily time series needed for the bioclimatic indices. In parallel, topographic variables were extracted from the DEMs at multiple resolutions (1000, 500, 250, 90 and 30 m): elevation, slope, north-south and east-west orientations and coordinates (latitude/longitude).

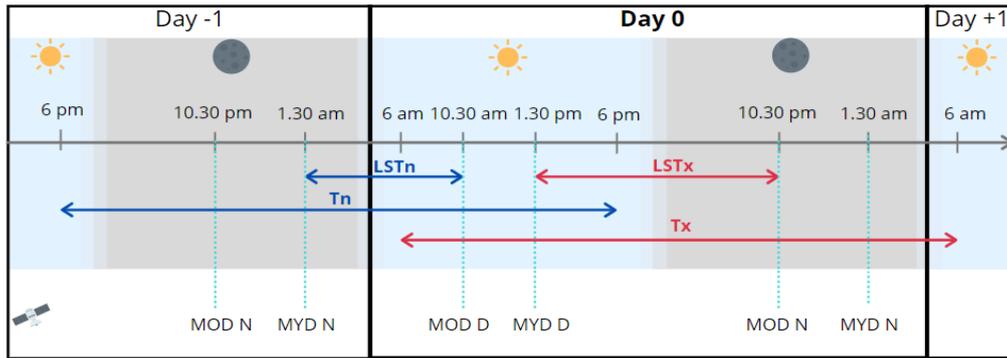


Figure 58. Chronology of acquisition of air temperature (sensors) and land surface temperature (LST) (Terra (MOD) and Aqua (MYD) satellites) for (N)ighttime and (D)aytime. Blue arrows indicate calculation intervals of mean daily minimum air temperature (T_n) and LST (LST_n), while red arrows indicate those of mean daily maximum air temperature (T_x) and LST (LST_x).

- B. Analyze linear relationships between minimum and maximum air temperature and minimum, maximum (and their mean) (1) daily LST (M*D11A1) and (2) daily LST from the weekly data (M*D11A2) (Figure 59B).
- C. Spatialize air temperature and downscale LST with the SVM algorithm using topographic variables as predictors. Each modeled day of the growing season was trained with hyperparameters and determined by 5-fold cross-validation (Figure 59C). The spatialized predictions at the daily scale were exported in raster format.
- D. Calculate, from the predicted daily data, the seasonal WI and HI for the three types of data: air temperature, daily LST and daily LST from weekly data (Figure 59D).

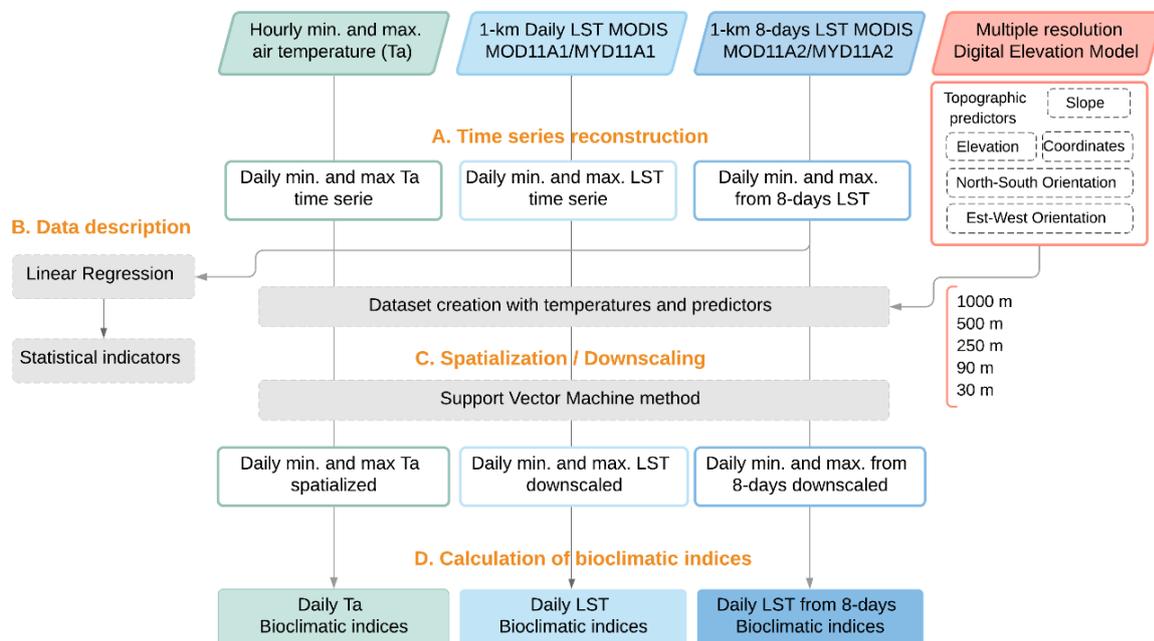


Figure 59. Flowchart of the general method used for data: air temperature (T_a), daily land surface temperature (LST) (MOD11A1/MYD11A1), weekly LST (MOD11A2/MYD11A2) and multiple resolutions of digital elevation models. (A) Times series reconstruction, (B) Data description, (C)

Spatialization of air temperature and downscaling of LST, (D) Calculation of bioclimatic indices for the growing season.

7.2.3 Bioclimatic Indices

The first index used was the standard index for growing degree-days (GDD), also known as WI (Amerine et Winkler, 1944). It equals the sum of daily mean temperature greater than 10 °C during the seven months of the growing season (1 April to 31 October, Northern Hemisphere). This index enables several regions of the world to be compared (Winkler, 1974).

$$WI = \sum_{1\text{ Apr}}^{31\text{ Oct}} (T_{mean} - 10) \quad (1)$$

The heliothermal HI (Huglin, 1978) is calculated using daily mean and maximum temperatures greater than 10 °C over six months of the growing season (1 April to 30 September, Northern Hemisphere) and includes a coefficient (k, 1.03 in this study) to adjust the day length as a function of the latitude.

$$HI = \sum_{1\text{ Apr}}^{31\text{ Sept}} \left[\frac{(T_{mean} - 10) + (T_{max} - 10)}{2} \right] * k \quad (2)$$

7.2.4 Relationship between Daily Air Temperature and Daily LST from Daily and 8-Day Composite MODIS Products

We studied the daily relationship between air temperature and LST per year for the 90 sensor locations that recorded air temperature and the two types of MODIS data extracted for these same locations: daily LST (M*D11A1) and 8-day composite LST (M*D11A2) transformed into daily time series. Thus, each of these two products contained two nighttime datasets and two daytime datasets.

This first step analyzed the influence of the time of satellite passage on the LST, to obtain the best estimates of minimum and maximum air temperatures using statistical indicators such as coefficient of determination (i.e., R^2) and root mean square error (i.e., RMSE). Each type of MODIS data and their mean (when both were available) were related to the daily minimum air temperature for nighttime data (MOD_NIGHT, MYD_NIGHT and MEAN_NIGHT, respectively) and to the daily maximum air temperature for daytime data (MOD_DAY, MYD_DAY and MEAN_DAY, respectively). Moreover, to verify the spatial distribution between bioclimatic indices values from temperature and LST by resolutions, Pearson correlation tests were computed after checking visually the normality of the distribution of indices.

7.3 Results

Coefficients of determination (R^2) of the linear relation between daily air temperature and LST (M*D11A1) were slightly higher for daytime ($R^2 = 0.47\text{--}0.93$) than for nighttime data (Figure 60). Several studies have used linear regression to demonstrate the strong relationship between air temperatures and MODIS LST in different geographical contexts and time series lengths. For example, overpass timing influenced accuracy (Mostovoy *et al.*, 2006), Aqua and Terra satellites had similar accuracy (Noi *et al.*, 2016 ; Zhang *et al.*, 2013), one satellite was more accurate than the other (Benali *et al.*, 2012 ; Sun *et al.*, 2017) or nighttime data were more accurate than daytime data (Huang *et al.*, 2015 ; Zeng *et al.*, 2015). Both nighttime and daytime data showed that the mean of data from the two satellites (Aqua and Terra) stabilized the variability by maintaining a strong relationship while requiring less than half of the amount of data (mean of 90 observations vs. 160 observations for each MODIS product).

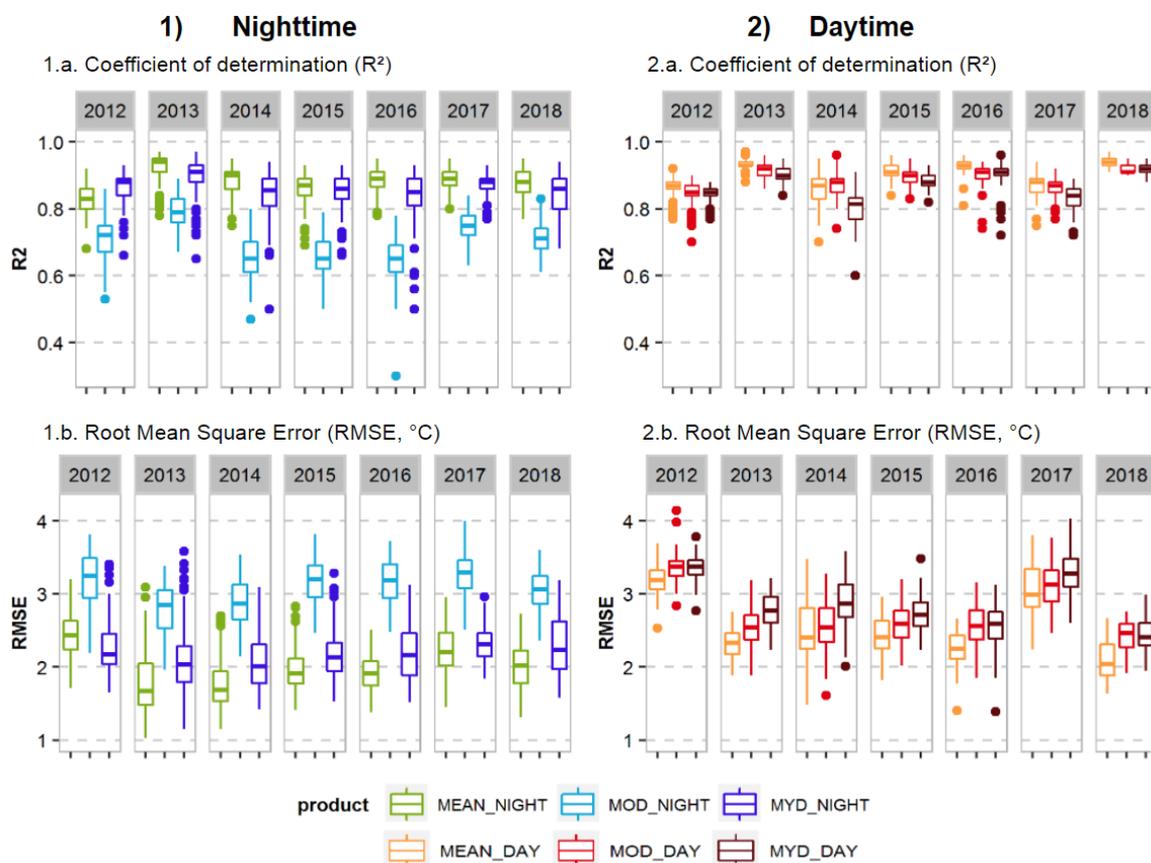


Figure 60. Boxplots of statistical indicators of the linear relationship between daily air temperature and daily land surface temperature (M*D11A1) from 2012–2018 gridded at different spatial resolutions, by the type of MODIS product for each year studied: (a) coefficient of determination (R^2) and (b) root mean square error (RMSE).

Figure 4. Boxplots of statistical indicators of the linear relationship between daily air temperature and daily land surface temperature (M*D11A1) from 2012–2018 gridded at different spatial resolutions, by the type of MODIS product for each year studied: (a) coefficient of determination (R^2) and (b) root mean square error (RMSE).

Linear relationships between daily LST from the 8-day composite (M*D11A2) and daily air temperatures showed, like for daily LST, slightly better results for daytime data than nighttime data, with higher R^2 and lower RMSE) (Figure 61). Most results were not as good as those for the daily LST data. Since weekly data were pixel-averaged over 8 days, they were more repetitive than daily data and had less variable temperature. Peaks in minimum or maximum temperatures during each day were less visible (Figure 60). Results varied greatly among years. For example, the mean of the nighttime data of the MODIS products (MEAN_NIGHT) had R^2 from 0.50 (2014) to 0.72 (2018) but similar RMSE. Averaging these indicators over the growing season precluded determination of the intra-annual variability.

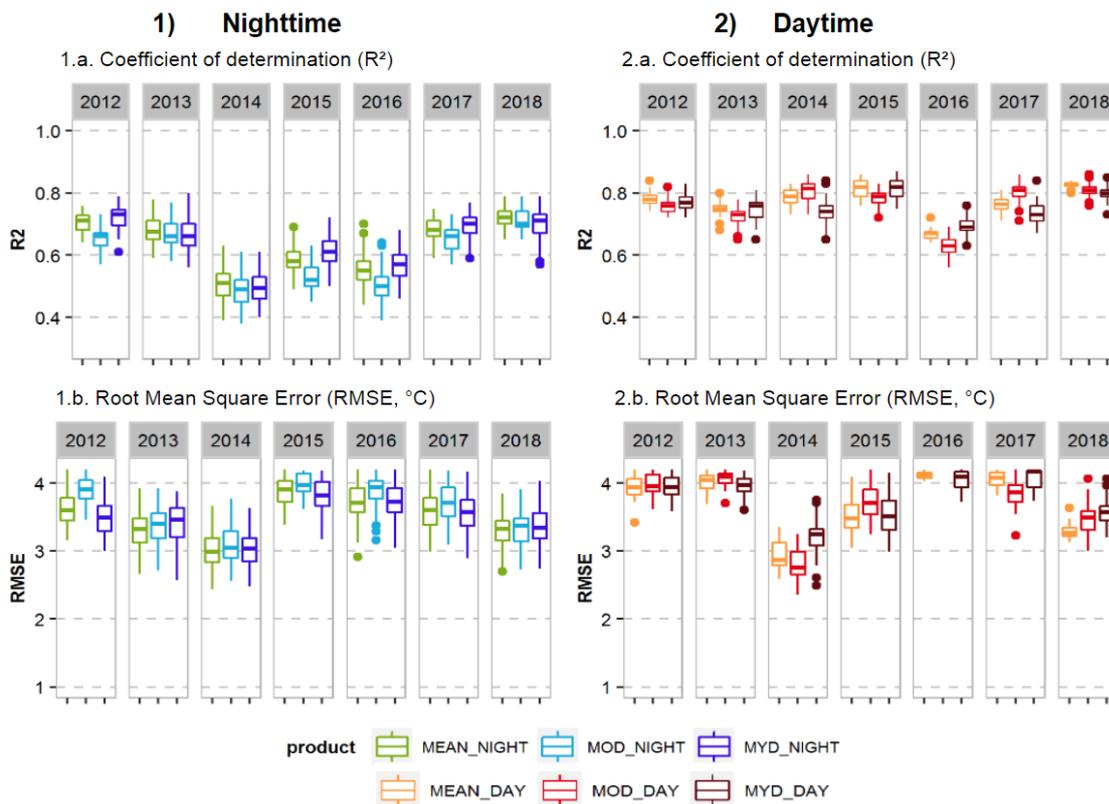


Figure 61. Boxplots of statistical indicators of the linear relationship between daily air temperature and daily land surface temperature derived from an 8-day composite (M*D11A2) from 2012–2018 gridded at different spatial resolutions, by the type of MODIS product for each year studied: (a) coefficient of determination (R^2) and (b) root mean square error (RMSE).

Analysis of air temperature and LST quantified the relationship and variability between these two types of data from 2012–2018 for several possible combinations of MODIS products distributed between daytime and nighttime data: MOD product (Terra satellite), MYD product (Aqua satellite) and MEAN product (average of the two). The daily MODIS data (M*D11A1) were more similar to air temperatures than the weekly MODIS data (M*D11A2), but required more data, pre-processing, and reconstruction; consequently, biases must be considered. Weekly data were also required in this study to calculate bioclimatic indices based on cumulative daily temperature during the growing season.

7.3.1 Performance of the Multi-Resolution SVM Algorithm

When calculating performances of daily SVM models for minimum air temperature (Tn) and maximum air temperature (Tx) time series and each MODIS product time series (MOD_DAY, MOD_NIGHT, MYD_DAY and MYD_NIGHT), the results varied greatly at all spatial resolutions (Figure 62.1): R^2 of Tn and Tx ranged from 0.0-0.92, but the interquartile range of R^2 was 0.32–0.53 for Tn vs. 0.02-0.18 for Tx (Figure 62.1a). For the daily LST (Figure 62.2) and 8-day composite LST (Figure 62.3), the interquartile ranges of R^2 were similar and ranged from 0.27–0.75. The RMSE was slightly better for lower resolutions (e.g., 1000 m) than higher resolutions (e.g., 30 m). For MODIS products, the MOD product (MOD_DAY and MOD_NIGHT) performed better than the MYD product (MYD_DAY and MYD_NIGHT). For the timing of acquisition, daytime products had slightly lower performance due to daytime atmospheric conditions. For nighttime acquisition, the MYD_NIGHT product had better performance and less variability than the MOD_NIGHT product. The downscaling performances between daily LST (M*D11A1, Figure 62.2) and daily LST from weekly data (M*D11A2 Figure 62.3) were similar at all spatial resolutions. They differed mainly in RMSE, which had lower variability for the weekly products (M*D11A2, Figure 62.3b). The downscaling method was less effective for air temperature than for LST.

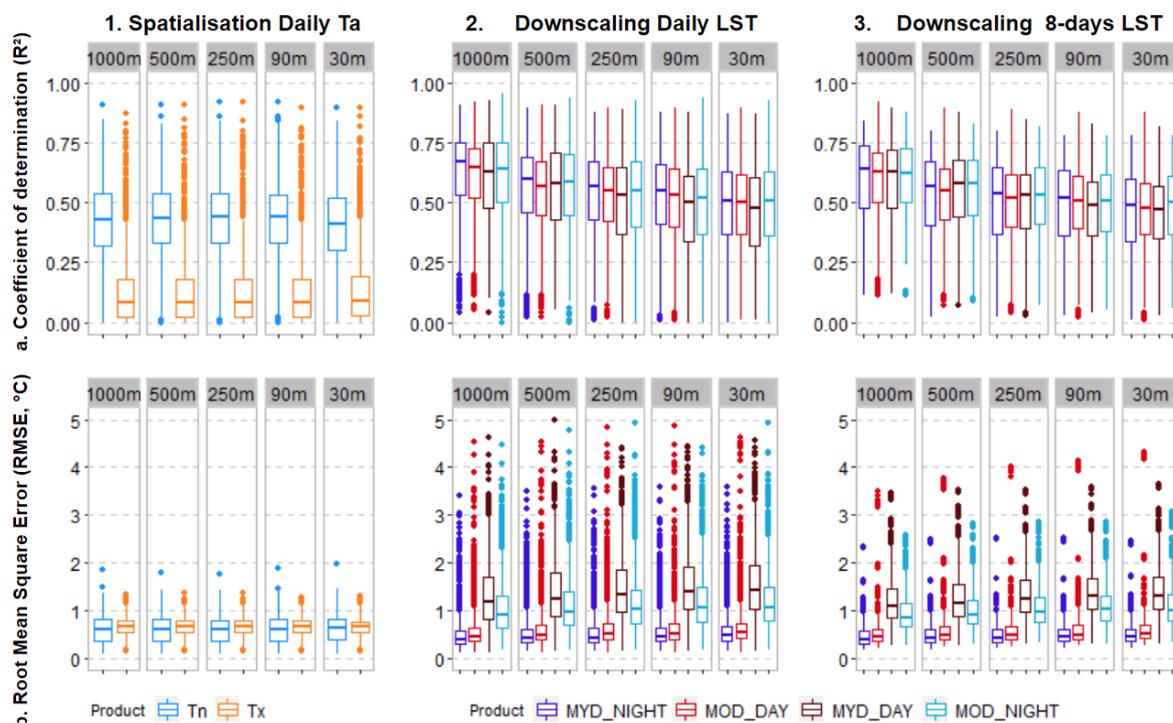


Figure 62. Boxplots of statistical indicators of the downscaling of (1) spatialization of air temperature, (2) downscaling of daily land surface temperature (LST) and (3) downscaling of the 8-day composite LST using the support vector machine algorithm gridded at different spatial resolutions, by the type of product for each year studied: (a) coefficient of determination (R^2) and (b) root mean square error (RMSE, in $^{\circ}\text{C}$).

The same statistical and evaluation methods were used to spatialize the air temperatures and downscale both types of LST data (daily and weekly). The performances of modeling air

temperatures were lower than those of modeling the two types of LST. As continuous matrices of data, the remote sensing images cover the entire study area more accurately than point data from air temperature sensors.

7.3.2 Mapping Bioclimatic Indices Using Air Temperature and LST

The WI (Figure 63) and HI (Figure 64) bioclimatic indices at spatial resolutions of 30–1000 m and averaged for 2012–2018 demonstrated the influence of topographic variables used to spatialize temperatures. Index values calculated from air temperatures were lower than those calculated from LST. Topographic variables influenced greatly the indices calculated from air temperatures. The network of temperature sensors was installed to represent all topographic contexts of the study site. As a result, the variability in the microclimate was considered at a fine scale. In addition, for indices calculated from LST, the local topography was less visible in the downscaling, but thermal patterns were distinct and similar to those generated by air temperatures.

7.3.2.1 Spatial Distribution of Bioclimatic Indices

The WI averaged for 2012-2018 and over the study area calculated from air temperatures was 1840 °C (± 1 standard deviation (SD) = 108 °C) (Figure 63a). However, inter-annual variability was high, and several growing seasons were cooler than the average, with 1751 °C (2012), 1733 °C (2013), and 1751 °C (2016), and 2018 was the season with the highest WI (2036 °C). The WI increased as elevation increased, with marked differences among valley bottoms at the highest resolutions.

The WI calculated from the daily (M*D11A1, Figure 63b) and weekly (M*D11A2, Figure 63c) LST were similar and in the same order (from lowest to highest), but remained higher than those of the air temperatures. For these two LST datasets, WI of the 2013 season was much lower, and that of the 2018 season much higher, than the mean of the period and the other seasons individually. The highest WI appeared in the west of the study area, with a slight increase in areas with higher elevations, although less pronounced than the increase in air temperatures. The north and south of the study area had lower WI, like that for air temperatures.

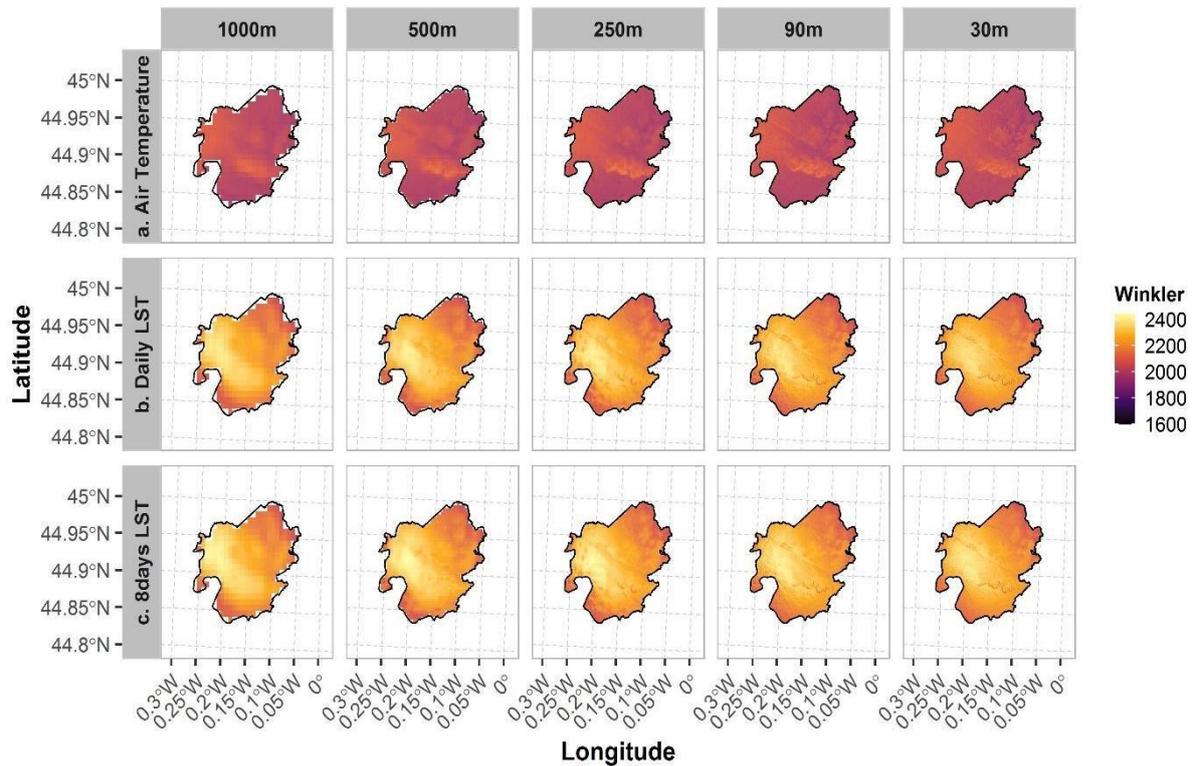


Figure 63. Spatial distribution of the Winkler index averaged from 2012–2018 and gridded at different spatial resolutions using (a) predicted air temperature, (b) downscaled daily land surface temperature (LST) (M*D11A1) and (c) downscaled 8-day LST (M*D11A2).

For the HI calculated from air temperature, the mean was 2410 °C (SD = 137 °C) averaged over the entire area for 2012–2018 and all resolutions (Figure 64a). Regardless of the resolution, the maximum or minimum HI values were similar and spatially consistent. Variability was higher among growing seasons than among resolutions. At all resolutions of the study area, mean HI was lowest in the 2013 growing season (2209 °C) and highest in the 2018 growing season (2656 °C).

For daily (M*D11A1, (Figure 64b) and weekly (M*11A2, (Figure 64c) LST, the HI values were similar, with higher HI for the 8-day composite data. Thus, for 2012–2018 and all resolutions, mean HI was 2745 °C (SD = 209 °C) and 2768 °C (SD = 211 °C) for the daily LST and 8-day composite LST data, respectively. For air temperatures, the two HI calculated from LST reflected, for the given time series, lower HI for the 2014 growing season (daily: 2520 °C and 8-day: 2540 °C) and higher HI for the 2018 growing season (daily: 2939 °C and 8-day: 2971 °C). For air temperatures and LST, the inclusion of maximum temperatures in HI revealed a strong west/northeast gradient.

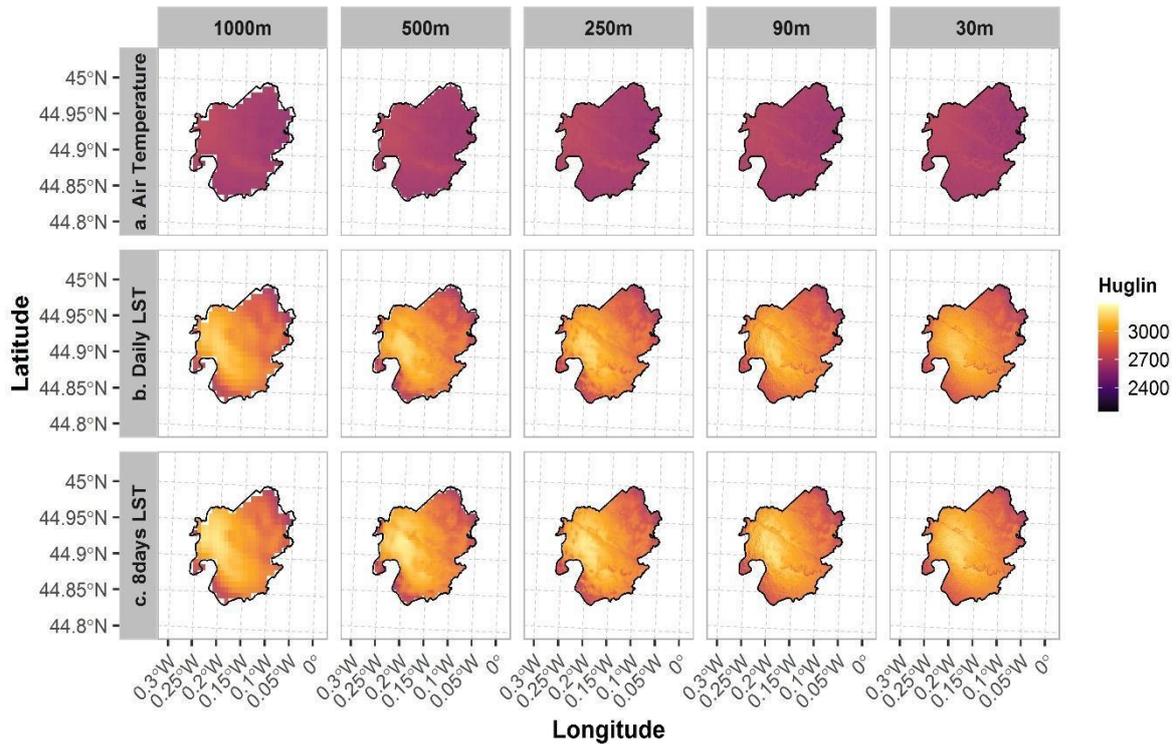


Figure 64. Spatial distribution of the Huglin index averaged from 2012–2018 and gridded at different spatial resolutions using (a) predicted air temperature, (b) downscaled daily land surface temperature (LST) (M*D11A1) and (c) downscaled 8-day LST (M*D11A2).

7.3.2.2 Evaluation of Difference between Air Temperature and LST Bioclimatic Indices

When calculating differences in the bioclimatic indices between air temperature and LST, LST tended to have higher values at all spatial resolutions (Figure 65). For the WI (Figure 65a), the differences and ranges of values were nearly the same at all resolutions. The difference in median WI was nearly 100 °C and that in interquartile ranges ranged from 0 °C to –150 °C. For the HI (Figure 65b), the difference in the median was nearly 200 °C and that in the interquartile ranged from –100 °C for the first quartile to –300 °C for the third quartile. In addition to these results, correlations between bioclimatic indices based on air temperature and LST were calculated (Annexe 16). Bioclimatic indices calculated from air temperature or calculated from LST had a higher positive Pearson correlation for the WI than for the HI, both for the daily and weekly LST correlated with air temperatures. All p-values were under the significance level of 0.05, indicating that the Pearson correlation coefficients were statistically significant.

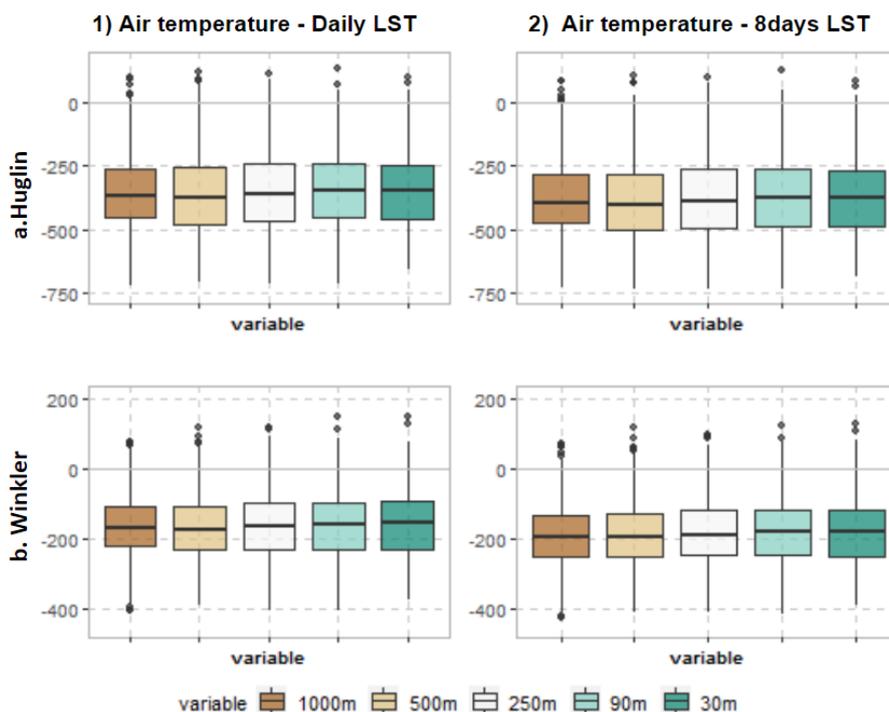


Figure 65. Distribution of differences (°C) between (1) daily air temperature and daily LST and (2) daily air temperature and 8days LST using to calculate the (a) Huglin and (b) Winkler bioclimatic indices at different spatial resolutions.

Differences in bioclimatic index values between (1) daily air temperature and daily LST and (2) daily air temperature and weekly LST were consistent at different spatial resolutions. The HI had higher variability in the differences than the WI, which gave weight to the maximum temperatures and generated more bias. In addition, the topography of the study site generated biases with larger differences, especially in areas with higher elevation and relief (**Erreur ! Source du renvoi introuvable.** et **Erreur ! Source du renvoi introuvable.**). Certain growing seasons were more distinct than others, such as the 2018 season for both indices (**Erreur ! Source du renvoi introuvable.** et **Erreur ! Source du renvoi introuvable.**), when the northwest of the study site had larger differences, or the 2017 season for the WI (**Erreur ! Source du renvoi introuvable.**), which had the largest differences.

7.4 Discussion

The relationship between air temperature and grapevine development has been extensively studied and demonstrated across many winegrowing regions. The point data in the present study enabled us to analyze the thermal microclimate of grapevines, but they remain strongly limited in time and space. The thermal satellite data, despite representing the surface temperature above grapevines, appears to have potential in the search for more global coverage and the use of time series. This study demonstrated statistical relationships between daily air temperature and daily and weekly LST for nighttime (minimum) and daytime (maximum) data.

The main objective of this study was to evaluate the potential of the SVM approach to downscale LST bioclimatic indices in vineyards. The results of the daily and weekly 1000 m

MODIS time-series downscaling at multiple spatial resolutions are encouraging for application to viticulture. The overall downscaling results using an SVM approach at all resolutions combined had R^2 of 0.40–0.65 and RMSE of 0.4–1.6 °C, with more variable RMSE in daytime than in nighttime.

The lowest resolution (1000 m) is not suitable for monitoring cumulative temperatures because it does not consider topographic variables. The highest resolutions (30 and 90 m) seem better adapted to study local variability but generated biases that were too large because the topographic variables had a strong influence, and the models were oversampled. However, moderate resolutions, such as 500 or 250 m, provided more accurate information by decreasing the biases and errors associated with each step of the study. Moreover, the calculation times and smaller amount of data are reasonable for these two resolutions, which facilitates reproducibility.

The weekly data include less temperature variability than the daily data, but the results are still acceptable. By considering the biases, this approach can model the temperatures and indices with a spatial resolution suitable for the winegrowers (i.e., considering the terroir as much as possible). The objective was to evaluate the potential of MODIS thermal satellite imagery to calculate bioclimatic indices specific to viticulture by downscaling topographic variables. Daily and weekly LST in this approach are relevant to the scale of the grapevine growing season.

7.5 Conclusions

This study assessed LST downscaling to map bioclimatic indices in vineyards. Daily SVM models were applied based on the relationship between temperature and topographic variables. The approach demonstrated that SVM machine-learning regression was able to model daily temperatures accurately to calculate bioclimatic indices. The performance of LST is encouraging, but differs slightly from modeling air temperature. These differences and biases have been identified, but we have been investigating the spatial distribution between air temperatures from sensors network and the two MODIS (daily and weekly) LST. Downscaling LST at the scale of this type of site requires wider coverage and new topographic and vegetation variables to improve model training and validation. This study is an initial step in using LST to model the climate for viticulture, and in increasingly precise research of the true thermal microclimate of grapevines in a local environment, which may accentuate these effects or climatic events. This downscaling approach based on MODIS thermal satellite imagery is currently applied throughout the Gironde department, with validation from the national network of weather stations (LACCAVE2.21, IRP VINADAPT and AVVENIR projects).

CONCLUSION DE LA TROISIEME PARTIE

L'approche de modélisation statistique locale par régression non linéaire (SVR) permettant de spatialiser les températures de l'air à partir de prédictors topographiques a été développée depuis plusieurs années en contexte viticole. Ces modélisations qui intègrent en entrée des données ponctuelles ont permis de caractériser la variabilité spatiale des températures et d'identifier le rôle majeur de la topographie (Le Roux et al., 2017a, 2018 ; de Ressaiguiet et al., 2020). Dans cette troisième partie, l'approche de descente d'échelle des températures de surface journalières et hebdomadaires a été évaluée en parallèle de la spatialisation des températures de l'air sur le site de Saint-Emilion-Pomerol pour les saisons végétatives entre 2012 et 2018.

Les corrélations entre les températures de l'air et les températures de surface ont été démontrées pour l'ensemble des années étudiées, et avec une qualité légèrement plus élevée pour les maximales. Les performances des modélisations ont mis en évidence de meilleurs résultats pour les températures de surface journalières, que pour les températures de surface hebdomadaires et les températures de l'air. Les indices bioclimatiques ont été utilisés pour analyser les variabilités spatiales des modélisations. Les températures de l'air ont démontré des valeurs d'indices plus basses, avec de faibles variabilités sur l'ensemble du site. Des différences de variabilités spatiales ont été identifiées entre les températures de l'air et les températures de surface (journalières et hebdomadaires), liées à une meilleure représentation des variabilités topographiques pour les spatialisations des températures de l'air. Néanmoins, les écarts entre les températures de surface journalières et hebdomadaires ont été spatialement proches pour les indices bioclimatiques avec des spécificités pour certains millésimes. Les différentes résolutions spatiales ont démontré de faibles variabilités de valeurs d'indices. Une descente d'échelle aux échelles plus fines a engendré des secteurs très marqués notamment sur les pentes au sud du site.

Les résolutions spatiales de 500 m et 250 m ont permis de modéliser plus de variabilités des températures en fonction de la topographie se traduisant par des performances stables et de limiter les biais liés par rapport aux autres résolutions. Néanmoins, l'ensemble des variabilités spatiales et des différences par rapport aux températures de l'air n'ont pas été expliquées. Des biais liés aux variabilités topographiques sont à explorer pour la suite des études sur la descente d'échelle de températures de surface.

Cette étude a été focalisée sur la modélisation de trois types de données à cinq résolutions spatiales sur sept années. La caractérisation des variabilités spatiales a été limitée aux indices bioclimatiques qui ont pour objectif de synthétiser le climat moyen. Nous n'avons pas pu interpréter en détail les variabilités liées à la temporalité ou à la variabilité des facteurs locaux. L'évaluation de cette approche basée sur les températures de surface nécessite d'être explorée dans d'autres contextes viticoles et à une échelle régionale comportant des facteurs locaux diversifiés. Dans ce cadre, nous avons souhaité explorer cette méthode dans une approche régionalisée, à la diversité de contextes topo-climatiques locaux.

QUATRIEME PARTIE. ECHELLE REGIONALE :

APPORT DE LA DESCENTE D'ECHELLE POUR L'IDENTIFICATION DE STRUCTURES THERMIQUES

La modélisation climatique est aujourd'hui largement étudiée à travers de nombreuses applications et par l'utilisation d'un large panel de données. À l'échelle globale, les modèles climatiques globaux (GCM) sont utilisés pour suivre l'évolution du climat dans le passé, dans le présent et dans le futur. À l'échelle locale, ce sont principalement des réseaux d'observation au sol qui permettent de modéliser les variabilités climatiques locales. À l'échelle régionale c'est donc une imbrication de données à différentes échelles, dont l'utilisation des modèles climatiques régionaux (RCM), dépendant des modèles climatiques globaux, et affinés à partir des réseaux de mesure au sol. Ces modèles climatiques basés sur des équations physiques sont robustes mais ont une résolution spatiale moyenne.

Pour étudier les effets du changement climatique en viticulture, des projets de recherches ont été menés pour développer des approches de modélisation climatique locale et journalière qui prend en compte l'environnement topographique permettant de mieux comprendre, par exemple, les effets sur la phénologie et la qualité du vin. Dans le contexte du suivi climatique en viticulture, les indices bioclimatiques sont largement utilisés pour comparer les régions et caractériser les variabilités régionales voire locales. Cependant, ils ont été créés dans les années 1980 en utilisant des données de température de l'air issues de stations météorologiques régionales ou plus récemment de réseaux de capteurs installés dans la vigne. Ces mesures ponctuelles ne sont pas continues spatialement et le matériel de mesure voire le protocole peuvent varier. Ces observations au sol sont essentielles pour le suivi climatique et le développement de méthodes de modélisation climatique à l'échelle locale. Nous soulevons la question de la reproductibilité de la méthode et de l'utilisation de données similaires globales et accessibles à l'échelle des régions viticoles climatiques. Plusieurs études ont démontré l'intérêt de l'utilisation de données continues, accessibles, et identiques, permettant un suivi sur plusieurs décennies notamment à partir des données de télédétection satellitaire.

Dans le contexte viticole nous avons établis plusieurs études à l'échelle locale :

- *Morin et al., (2018) : Dans l'objectif de comprendre les relations entre températures de l'air et températures de surface, nous avons comparé statistiquement les données issues des capteurs installés dans la vigne avec les données de télédétection thermique issues du satellite MODIS. Nous avons démontré un potentiel important sur les séries climatiques MODIS.*

→ *Morin et al., (2021): Dans la continuité de la méthode de spatialisation statistique des températures de l'air à partir de variables topographiques développée par Le Roux et al., (2018), l'objectif a été de l'adapter pour une approche de descente d'échelle des données de télédétection thermique. Plusieurs résolutions spatiales ont été testées de 1000 m à 30 m et à l'échelle journalière sur la période 2012-2018. Les données minimales et maximales ont ensuite permis de calculer les indices bioclimatiques issues des spatialisations des températures de l'air et de modélisation des températures de surface. Leur comparaison a permis de mieux comprendre les séries temporelles des températures de surface ainsi que le potentiel et les biais. Les limites sont principalement associées aux difficultés d'interprétation de la mixité d'information contenue dans chaque pixel de 1000 m*1000 m qui influent sur la variabilité des températures. A l'échelle d'un site d'étude comme celui de Saint-Emilion, cette étude a permis d'évaluer, sur plusieurs années, le potentiel de l'utilisation des températures de surface modélisées en démontrant une certaine stabilité des différences avec les données de températures de l'air notamment pour le calcul d'indices bioclimatiques. Cependant, cette approche a permis de soulever des questions sur la compréhension des données modélisées.*

A l'échelle régionale, l'approche de modélisation climatique basée sur la descente d'échelle statistique de données de télédétection thermique à partir de variables topographiques permet de produire des données journalières à une échelle spatiale plus fine (500 m). L'approche de modélisation climatique locale qui a été développée, est basée sur l'hypothèse que les températures varient localement en fonction de l'environnement topographique. Cette méthode de spatialisation des températures de l'air a été appliquée et évaluée sur plusieurs sites d'étude viticoles en Europe. Cette chaîne de traitement a été adaptée pour descendre des échelles des températures de surface et appliquée sur le site d'étude de Saint-Émilion. Les résultats de ces premières études sont encourageants mais ne permettent pas entièrement de répondre à toutes les questions et de lever les verrous méthodologiques notamment la problématique de reproductibilité dans un contexte régional intégrant une variabilité climatique et topographique.

Dans cette quatrième partie, nous avons exploré cette méthode à l'échelle régionale en gardant la résolution spatio-temporelle définie pour l'échelle locale (500 m). Le premier objectif est d'évaluer cette méthode de descente d'échelle des températures de surface à l'échelle d'un large territoire ne comprenant pas que des surfaces en vigne avec des contextes topographiques différents et des contextes climatiques variés. À partir d'une méthode de clustering non supervisé nous avons exploré les potentialités d'identification et de suivi de cluster thermique au cours d'une saison végétative. Cette cartographie de cluster thermique a pour but d'approcher la classification des indices bioclimatiques propre à la vigne qui pourrait être utilisable pour d'autres types de culture.

Chapitre 8. IDENTIFICATION DE STRUCTURES THERMIQUES PAR MODELISATION CLIMATIQUE REGIONALE : APPLICATION A LA GIRONDE

7.1	INTRODUCTION	130
7.2	MATERIALS AND METHODS	131
7.3	RESULTS	136
7.4	DISCUSSION	142
7.5	CONCLUSIONS	143

8.1 Introduction

8.1.1 Contexte de l'étude

Le changement climatique soulève des enjeux et des adaptations spécifiques aux échelles fines. De nombreux efforts de la communauté scientifique se sont focalisés ces dernières décennies sur l'amélioration des modèles climatiques globaux et régionaux dans le but de consolider les projections climatiques régionalisées, comme le démontrent les projections de 14 régions avec les simulations CORDEX et utilisées dans le sixième rapport d'évaluation du GIEC (Masson-Delmotte *et al.*, 2021 ; Soubeyroux *et al.*, 2020). Les modèles régionaux (RCM), principalement construits sur la descente d'échelle des modèles climatiques globaux, intègrent également des données de réanalyses basées sur des données d'observations telles que l'imagerie satellitaire (Balsamo *et al.*, 2018 ; Yang *et al.*, 2013). Bien que d'importants progrès ont été réalisés sur la compréhension des processus intégrés dans les modèles climatiques régionaux, des incertitudes demeurent, correspondant à la fois à l'amplitude et à la localisation (dans le temps et dans l'espace) des effets attendus. Néanmoins, l'évaluation des impacts du changement climatique aux échelles régionales et locales est nécessaire pour mettre en place des stratégies d'adaptation et d'atténuation.

A l'échelle locale, l'analyse de la variabilité spatiale et temporelle du climat est principalement réalisée à partir de réseaux d'observations agroclimatiques, particulièrement dans le cadre du suivi des impacts du changement climatique sur la filière viticole (Quénol, 2014). Dans ce contexte, plusieurs travaux ont abordé le développement d'une méthode de spatialisation des données d'observation à l'échelle locale basée sur la structure topographique (Le Roux *et al.*, 2017a). Cette approche pertinente à l'échelle locale, est limitée à l'échelle régionale par le manque de densification des mesures. Néanmoins, Bois (2007) et Bois *et al.*, (2018) ont eu pour objectif de cartographier le climat de la Gironde viticole à l'échelle régionale. Le réseau de 68 stations météorologiques a permis de réaliser cette cartographie par des méthodes géostatistiques sur la période 2001-2005. Ce réseau de station est relativement exceptionnel à cette échelle. L'approche proposée dans cette thèse va permettre d'évaluer les données de télédétection à cette échelle.

La télédétection a été explorée afin de pouvoir aborder des territoires plus étendus et de fournir des données maillées. L'approche de la modélisation des températures à partir de variables topographiques a été adaptée pour l'intégration de séries temporelles de données de télédétection thermiques et plus particulièrement les températures de surface. Dans un premier temps, l'évaluation des températures de surface en modélisation climatique a été explorée à l'échelle locale sur la région viticole de Saint-Emilion avec une comparaison de mesures au sol (*Partie 2*). Les séries temporelles de températures de surface à 1000 m de résolution spatiale issues des satellites MODIS ont été modélisées à partir d'une méthode de descente d'échelle statistique basée sur des variables topographiques à des résolutions spatiales plus fines. Chaque résolution spatiale a été analysée (ex : qualité des modélisations, quantification des biais à partir de séries temporelles de mesures au sol) ce qui nous a permis de retenir les résolutions de 250 m et 500 m.

A l'échelle régionale, des besoins ont été identifiés pour modéliser les températures au-delà de l'utilisation des réseaux de températures de l'air qui sont limités spatialement de par leurs faibles densités et étendues de mesures, ou de l'utilisation des modèles climatiques régionaux ayant une résolution spatiale limitée et une manipulation plus complexe. L'évaluation des températures de surface modélisées par la topographie a soulevé plusieurs verrous méthodologiques à l'échelle régionale. Les données en entrée des modélisations, bien qu'à une résolution spatiale à l'échelle locale, couvrent des types de surface, des structures topographiques et des conditions climatiques plus variés. Dans ce contexte, plusieurs questions méthodologiques ont été soulevées :

- La méthode de modélisation adaptée à l'échelle locale et développée pour des applications viticoles, est-elle transférable à une échelle plus large ainsi qu'à d'autres applications ?
- Quels sont les effets des variables topographiques sur les températures de surface modélisées à l'échelle de la saison végétative ?
- Est-il envisageable d'identifier des structures thermiques régionales à partir des températures de surface modélisées à une échelle plus fine ?

8.1.2 Approches de clustering de températures

De nombreuses méthodes de segmentation d'images sont adaptées aux données de télédétection pour extraire et synthétiser l'information afin de répondre à ces problématiques. En télédétection, les méthodes de classification sont largement étudiées pour extraire et interpréter les informations notamment pour l'analyse d'important volume de données d'images satellites. Des études récentes ont résumé les différentes méthodes de classifications utilisées pour l'analyse des images satellites (Lu et Weng, 2007 ; Li *et al.*, 2014 ; Abburu et Babu Golla, 2015 ; Gómez-Chova *et al.*, 2015 ; Hu *et al.*, 2015 ; Tuia *et al.*, 2016). Les méthodes de classification sont adaptées pour explorer la segmentation d'un groupe d'observations basée sur les similitudes et les différences afin de former des classes homogènes. Trois types d'approches principales de classification sont distinguées dans la littérature (Lu et Weng, 2007 ; Li *et al.*, 2014) :

- **Approche par pixel :**
 - La *classification non supervisée (Clustering)* permet d'identifier des clusters de similarité de pixels sans utiliser des échantillons d'entraînement (Olaode *et al.*, 2014) ;
 - La *classification supervisée (Classification)*, largement utilisée et précise, permet d'identifier des classes basées sur les pixels mais nécessite des échantillons d'entraînement représentatifs (training samples) généralement issus de mesures au sol (Mountrakis *et al.*, 2011 ; Belgiu et Drăguț, 2016) ;
- **Approche par objet :** la classification basée sur la segmentation d'objet (*Object-oriented classification*) permet de regrouper les pixels en objets vectoriels aux géométries variables (Blaschke *et al.*, 2000 ; Blaschke, 2010) ;

- **Approche par scène** : la classification sémantique permet de classer des scènes d'images en attribuant des classes sémantiques, en plein essor avec les algorithmes d'apprentissage profond et la disponibilité accrue des données (Hu *et al.*, 2015 ; Cheng *et al.*, 2017 ; Li et Jiang, 2018 ; Chen *et al.*, 2020).

Dans l'objectif d'identifier des clusters thermiques régionaux à partir des températures de surface, sans intégrer de mesures au sol, nous avons choisi d'appliquer une approche par pixel à partir d'une méthode de classification non supervisée. La classification non supervisée n'inclut pas de connaissance *in situ*, il n'y a pas de données d'entraînement et de validation dans les modèles. Cette approche permet d'identifier des structures récurrentes qui regroupent des pixels ayant une ressemblance de valeur ainsi qu'à leur voisinage. L'objectif est d'établir une classification automatique des individus en groupes "homogènes".

Les méthodes de classification non supervisées, généralement limitées à quelques algorithmes, tels que KMEANS ou ISODATA (Ball et Hall, 1967), sont également explorées en utilisant les techniques de réseaux de neurones artificiels (ANN). Les ANN ont l'avantage d'être applicables sur un large panel de données sans contraintes d'hypothèses sur la distribution statistique des données et sont adaptés pour identifier des similarités ou différences. Parmi les algorithmes ANN, l'algorithme Self-Organizing Map (Kohonen, 1982b, 1982a, 1997) a été choisi pour sa capacité d'ajuster le poids des neurones par apprentissage compétitif, sa pertinence pour la réduction de dimension de données multidimensionnelles, ses représentations spatiales en sortie et sa facilité de mise en œuvre (Ji, 2000 ; Liu *et al.*, 2002 ; Penn, 2005 ; Skupin et Agarwal, 2008 ; Filippi *et al.*, 2010). L'algorithme SOM a été largement utilisé pour l'extraction d'information de données complexes dans divers domaines, notamment l'ingénierie, l'agriculture, la santé, etc. (Ritter *et al.*, 1992 ; Kaski *et al.*, 1998 ; Kohonen, 1997 ; Chon, 2011). Les applications en climatologie utilisant l'algorithme SOM sont nombreuses et principalement à l'échelle synoptique telles que la cartographie des circulations atmosphériques, l'identification de pattern des variables climatiques, des extrêmes climatiques, des précipitations, ou du clustering de modèles climatiques (Liu *et al.*, 2006b ; Liu et Weisberg, 2011 ; Sheridan et Lee, 2011 ; Horton *et al.*, 2015 ; Katurji *et al.*, 2015 ; Cassano *et al.*, 2016 ; Gibson *et al.*, 2017 ; Islam *et al.*, 2019 ; Gao *et al.*, 2019).

8.1.3 Objectifs

A l'échelle régionale, l'objectif principal est de comprendre les effets des structures topographiques régionales sur les séries temporelles de températures de surface modélisées. L'identification et le suivi de structures régionales par une méthode de clustering non supervisée a été évaluée afin d'analyser les différences intra-clusters et inter-clusters. Trois objectifs ont été définis :

- Le premier objectif a été d'appliquer et d'analyser la **méthode de la descente d'échelle des séries temporelles de températures de surface** minimales et maximales à l'échelle de la Gironde à 500 m de résolution

Quatrième partie. Echelle régionale : Apport de la descente d'échelle pour l'identification de structures thermiques

- Le second objectif a été de développer une méthode de **clustering pour identifier des structures thermiques** à l'échelle de la saison végétative
- Le troisième objectif a été d'évaluer statistiquement les **différences entre les clusters** et de comprendre les effets des températures et des variables topographiques dans leur construction

8.2 Données et Méthodes

8.2.1 Site d'étude : la Gironde

Le site d'étude de la Gironde présenté en détails dans la section 3.2.1. a été choisi dans la continuité des études précédentes menées à l'échelle locale de plusieurs régions viticoles du Bordelais dont Saint-Emilion-Pomerol et l'Entre-Deux-Mers. En résumé, le département de la Gironde présente une diversité d'occupation du sol avec une surface de culture de la vigne majoritaire au nord et nord-est. Au point de vue climatique, cette région est classée en "Cfb" soit un climat tempéré chaud avec des étés modérés et sans saison sèche selon la classification de Koppen-Geiger (Kottek *et al.*, 2006 ; Peel *et al.*, 2007). Les conditions climatiques sont favorables à la culture de la vigne avec un climat classé comme tempéré subhumide avec des nuits fraîches (Tonietto et Carbonneau, 2004). La région viticole bordelaise située à proximité de l'océan Atlantique et bordée par deux cours d'eau principaux (La Garonne et La Dordogne) profite de deux phénomènes : 1) des entrées maritimes qui limitent le risque des températures extrêmes (vague de chaleur ou gel) et 2) de précipitations relativement abondantes en hiver plutôt qu'en été liées aux perturbations des flux d'ouest et du nord-ouest (Jones et Davis, 2000 ; Bois, 2007). Dans cette étude, la topographie a été prise en compte en dérivant des variables du Modèle Numérique de Terrain (MNT) du produit GMTED2010 à 500 m. Les variables topographiques détaillées dans la *section 4.1* sont l'altitude (en mètres), l'inclinaison de la pente (en degrés), l'orientation nord-sud (appelée U , centrée-réduite entre 0 et 1), l'orientation est-ouest (appelée V , centrée-réduite entre 0 et 1) et les coordonnées géographiques (X , Y) (Figure 66).

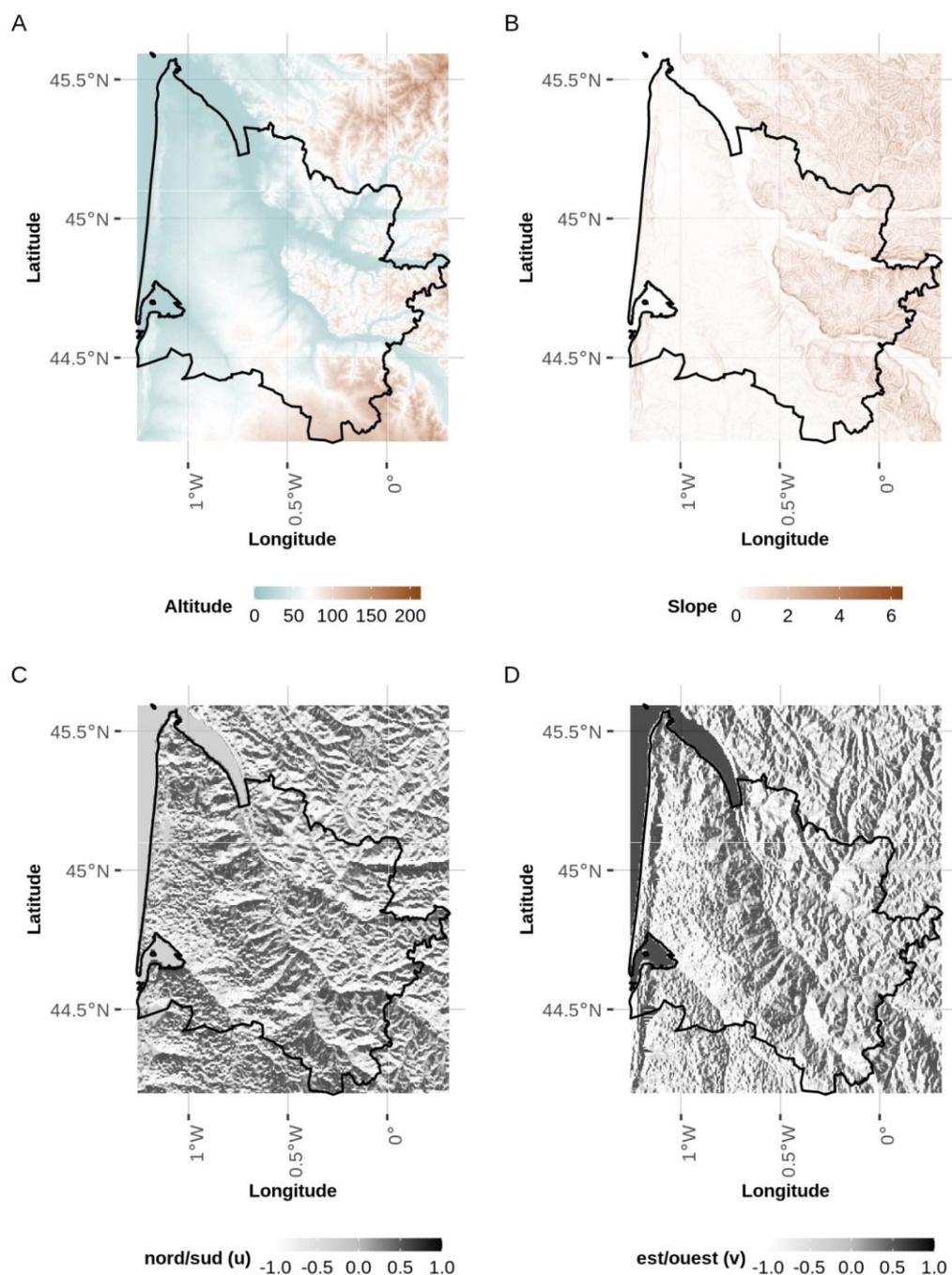


Figure 66. Variables topographiques dérivées du Modèle Numérique de Terrain GMTED2010 à 500 m de résolution spatiale : A) Altitude (m), B) Pente (degrés), C) Orientation nord-sud (de 0 à 1) et D) Orientation est-ouest (de 0 à 1).

8.2.2 Séries temporelles hebdomadaires de températures de surface modélisées

Les séries temporelles de températures de surface utilisées sont issues des produits hebdomadaires MODIS (MOD11A2 et MYD11A2) présentés dans la *section 5.2.1*. Les séries temporelles téléchargées à 1000 m de résolution spatiale ont été modélisées par la méthode de

descente d'échelle intégrant comme prédicteurs des variables topographiques à une échelle plus fine (*Chapitres 6 et 7*). Pour cette étude, les données minimales et maximales ont été modélisées à 500m de résolution spatiale pour limiter les biais à l'échelle régionale (Morin *et al.*, 2021). Les séries temporelles de températures de surface minimales et maximales couvrent 27 dates par année durant la saison végétative de la vigne de mars à octobre entre 2012 et 2018. Les boxplots de chaque synthèse hebdomadaire permettent de visualiser la distribution des valeurs des LST minimales et LST maximales modélisées pour la période étudiée (Annexe 19 et Annexe 20).

8.2.3 Approche méthodologique

Les données utilisées sont les températures de surface minimales et maximales hebdomadaires modélisées à partir des variables topographiques à 500 m de résolution spatiale (Figure 67-A et B). Pour identifier des classes sans intégrer des données d'observation au sol (ex : stations météorologiques, capteurs de température, ...), nous avons choisi d'utiliser une méthode de classification non supervisée. La méthode de clustering (Figure 67-C) a été appliquée **en deux étapes** : 1) la **classification des températures de surface** à partir de l'algorithme SOM pour identifier des unités de classification et 2) la **réduction de dimension** des unités par une classification hiérarchique afin d'obtenir des **clusters**. Pour optimiser la segmentation des données, les températures minimales et maximales sont intégrées séparément dans la classification appliquée à chaque saison. Le clustering est appliqué pour chaque saison climatique séparément, soit des séries temporelles modélisées entre mars et octobre pour la période de 2012 à 2018 sur le département de la Gironde. Pour tester statistiquement les différences de moyennes des températures de surface puis des variables topographiques entre les clusters, un test non paramétrique de Kruskal-Wallis et un test post-hoc de Wilcoxon ont été utilisés suivant les hypothèses d'application (Figure 67-D).

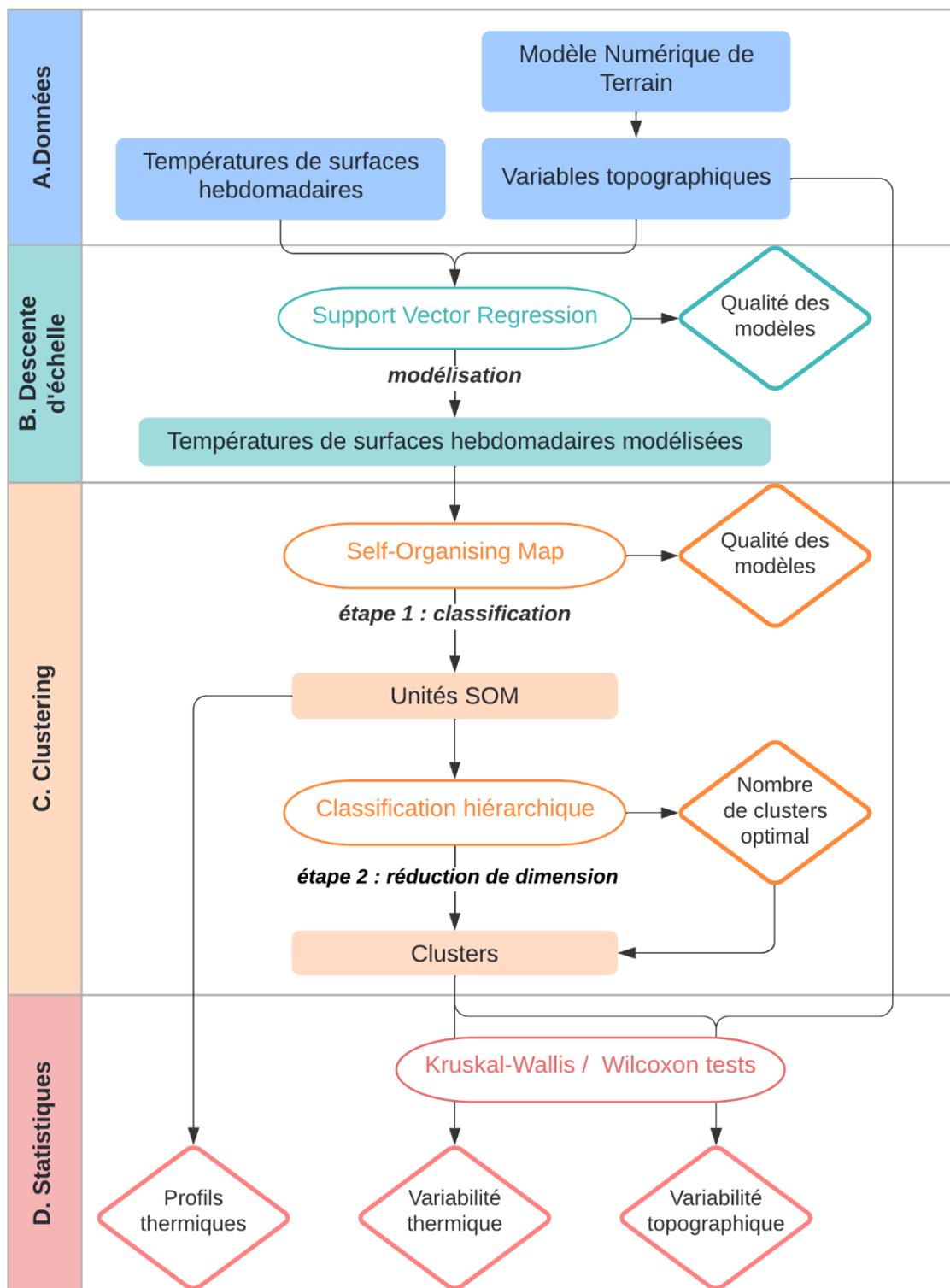


Figure 67. Méthodologie d'identification de structures thermiques à l'échelle régionale : A) Données utilisées, B) Application de la descente d'échelle des températures de surface, C) Application de l'approche de clustering en étape 1 : classification des unités SOM et étape 2 : réduction de dimensions en clusters puis D) Analyse statistique des clusters.

8.2.4 Méthode de clustering non-supervisée

Une méthode de clustering non supervisée a été appliquée en deux étapes pour réduire l'information des séries temporelles de températures de surface minimales et maximales modélisées. La première étape a été d'appliquer une classification des températures de surface par l'algorithme Self-Organizing Map (SOM) qui génère une représentation simplifiée de l'ensemble des données d'entrées et convertit les relations statistiques non linéaires en unités de classification. Pour toutes les années, 16 unités SOM ont été générées à partir de la taille de la carte auto-organisatrice définie au préalable (4x4). La deuxième étape a consisté à appliquer une réduction de dimensions des 16 unités SOM. Une méthode de classification hiérarchique a permis de déterminer un nombre optimal de clusters basée sur l'analyse de matrice de distances (5 ou 6 clusters selon les années). Ainsi les unités aux profils thermiques similaires ont été regroupées dans un même cluster. A l'échelle de la Gironde, nous avons ainsi pu analyser une variabilité thermique régionale (clusters) intégrant une variabilité à une échelle plus fine (unités). L'ensemble des unités SOM n'ont pas été détaillées, seules des "zones" récurrentes entre les années ont été analysées. De la même manière, pour les résultats des clusters, les structures thermiques récurrentes ont été analysées.

8.2.4.1 Etape 1 : Classification des températures de surface en unités à partir de Self-Organizing Map

Algorithme Self-organizing Map

Les cartes auto-organisatrices ou *Self-Organising Map* (SOM), introduit par Kohonen au début des années 80, est l'un des modèles de réseaux de neurones artificiels (ANN) les plus connus. Sa large utilisation est due à sa définition très simple, à la facilité de sa mise en application, à ses propriétés de regroupement ainsi qu'à sa capacité de visualisation des données multidimensionnelles (Cottrell *et al.*, 2016). Par définition, l'algorithme SOM qui appartient à la catégorie de réseaux d'apprentissage compétitif, est utilisé comme un puissant algorithme de clustering qui prend en compte une structure de voisinage parmi les clusters. Les neurones dans un voisinage proche en sortie préservent la proximité et la structure topologique des données d'entrée (Kohonen, 1982a). Les neurones de la couche de Kohonen sont connectés à chaque neurone de la couche d'entrée par des poids ajustables (*weight*) ou des paramètres de réseau. SOM est basé sur l'apprentissage non supervisé, ce qui signifie qu'aucune intervention humaine n'est nécessaire au cours de la formation et qu'il n'est pas nécessaire de connaître les caractéristiques des données d'entrée. L'objectif du SOM est de fournir une visualisation des données de haute dimension en réduisant l'information projetée dans une carte auto-organisatrice composée d'unités. La méthode a été adaptée pour le traitement de données complexes pour analyser les séries temporelles, les données catégorielles, les données numériques où les données de dissimilarités. Des études récentes ont permis de résumer la théorie et les applications classées selon les types de données traitées (Cottrell *et al.*, 2016, 2018). De plus, d'autres études abordent les questions relatives à la collecte, à la normalisation, à la formation et au post-traitement des données (Kohonen, 2013 ; Vesanto, 1999). Malgré l'avantage considérable qu'apporte la visualisation du résultat dans un plan, les cartes auto-

organisatrices ont quelques limites telles que la dépendance du résultat avec l'initialisation du modèle et les paramètres d'apprentissage (e.g. nombre d'itérations, voisinages d'un node vainqueur, etc) (Cleuziou, 2004 ; Wehrens et Buydens, 2007).

Éléments essentiels de l'algorithme SOM

- SOM est réseau de neurones non supervisé qui projette un ensemble de données à N dimensions dans un espace à dimension réduite (carte unidimensionnelle ou bidimensionnelle).
- SOM est adapté à des données de grande dimension permettant d'en faciliter l'interprétation et il est adaptable à de nombreuses applications.
- La projection préserve la **topologie**, c'est-à-dire que la proximité entre les objets dans l'espace d'entrée est approximativement préservée dans l'espace de sortie (quantification vectorielle).
- La préservation de la topologie signifie que la cartographie préserve la **distance** relative entre les points.
- Les données proches en entrée sont cartographiées à proximité dans les **unités** de sortie.
- La visualisation des données est facilitée puisque les unités peuvent être affichées en fonction de leurs structures de voisinage.
- Les SOM ne fonctionnent qu'avec des variables **numériques**. Les variables catégorielles doivent être converties en variables numériques.
- De nombreux **paramètres** sont à définir manuellement comme : la taille et la topologie de la carte de sortie (grid) déterminant le nombre d'unités de classification souhaités (Kruisselbrink, 2019).

Application de SOM

Le package *kohonen 3.0.10* a été utilisé pour appliquer l'algorithme SOM décrit dans Kruisselbrink (2019) et initialement développé par Wehrens et Buydens (2007) et Wehrens et Kruisselbrink (2018). La fonction *supersom* du package Kohonen, permettant d'intégrer deux couches d'informations en entrée, a été utilisée comparée à la fonction de base *som*. L'avantage de *supersom* est l'intégration de différents types de données en utilisant des couches distinctes pour chaque type avec la possibilité d'attribuer un poids qui est associé à chaque couche pour définir la distance globale d'un objet par rapport à une unité. Plusieurs décisions distinctes sont nécessaires pour mettre en œuvre le SOM, à savoir le choix des variables d'entrée et la détermination de la taille de la grille du SOM (Sheridan et Lee, 2011) détaillées dans le Tableau 11.

Quatrième partie. Echelle régionale : Apport de la descente d'échelle pour l'identification de structures thermiques

Tableau 11. Paramètres et fonctions R de la grille et de l'algorithme SOM

Grid	Rectangulaire
Type	Toroid
H	Gaussian
Iteration	100
X dimension	4
Y dimension	4
Nb de nodes	X dimension * Y dimension
Fonction grid	kohonen::somgrid(xdim = x_dim, ydim = y_dim, topo = "rectangular", toroidal = TRUE)
Fonction SOM	kohonen::supersom()

Chaque synthèse hebdomadaire modélisée à 500 m (*section 2.2*) a été transformée en vecteur où chaque valeur correspondait à un pixel (27 synthèses pour les minimales et 27 synthèses pour les maximales) (Figure 68-A). Les températures de surface minimales et maximales ont été regroupées dans deux matrices distinctes. Pour chacune des matrices, nous avons moyenné chaque pixel sur l'ensemble des synthèses car l'analyse spatiale a été l'objectif principal de cette étude (Figure 68-B). Les données ont été normalisées à un intervalle [0;1] et transposées en vecteurs comme données d'entrée de SOM (Figure 68-C). En sortie, la grille SOM comporte les unités formées suite aux itérations du réseau de neurones (Figure 68-D) dont la procédure a été détaillée dans la section suivante.

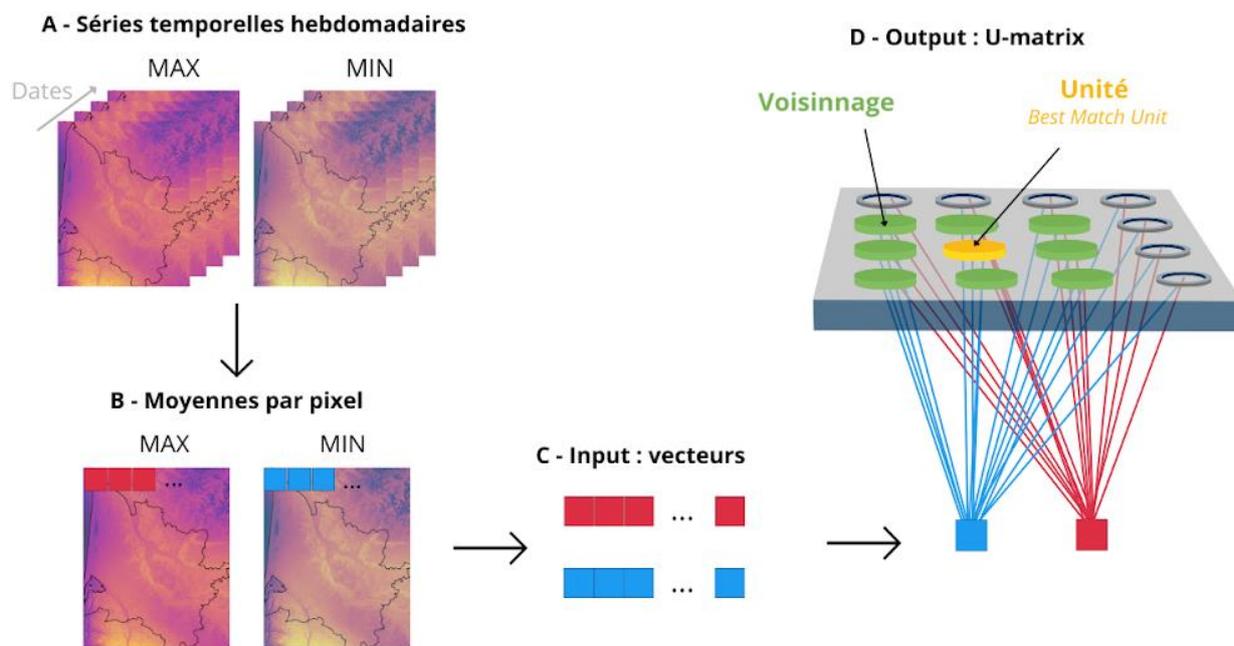


Figure 68. Visualisation des données en entrée et en sortie de l'approche SOM

La procédure d'application de l'algorithme SOM a été réalisée en plusieurs étapes :

- Paramétrage. Définir la taille de la grille $X*Y$ qui correspond au nombre de neurones (appelés *nodes*, *neurones* ou *unités*), la typologie de la grille (rectangulaire ou hexagonale) déterminant le nombre d'unités de voisinage prises en compte et la fonction de voisinage (gaussienne ou bulle) (Kohonen, 1997) (Tableau 11) ;
- Étape 1. A chaque neurone est attribué un vecteur aléatoire du jeu de données (*codebook*) avec la même dimensionnalité que les données d'entrée ;
- Étape 2. Un point est sélectionné au hasard parmi les données d'apprentissage et est introduit dans SOM ;
- Étape 3. Le neurone, dont le vecteur du codebook est le plus similaire aux données d'entrée, est trouvé. Ce neurone est nommé la meilleure unité de correspondance (*Best Match Unit*, BMU). La similarité est calculée en utilisant la distance euclidienne comme variable numérique ;
- Étape 4. Le BMU est rapproché du point de données. La distance parcourue par le BMU est déterminée par le taux d'apprentissage, qui diminue après chaque itération ;
- Étape 5. Le vecteur du codebook est ajusté avec le voisinage du BMU vers le point de données choisi, en fonction du rayon de voisinage dont la valeur diminue après chaque itération ;
- Étape 6. Le taux d'apprentissage a et le rayon de voisinage r sont mis à jour et les étapes de 2 à 5 sont répétées pendant N itérations jusqu'à la stabilisation des neurones.

8.2.4.2 Etape 2 : Réduction de dimension en clusters thermiques régionaux

Une méthode de classification hiérarchique (*hierarchical clustering*) a été appliquée pour obtenir une réduction de dimensions des unités SOM. L'objectif est de diviser et regrouper en K clusters l'information classée dans les unités SOM en tenant compte des distances moyennes de voisinage entre les unités. Une matrice de distance de la grille en entrée de SOM est calculée à partir de la fonction *unit.distances* du package *kohonen* (Wehrens et Buydens, 2007 ; Wehrens et Kruisselbrink, 2018). Le nombre de clusters optimal, calculé indépendamment par chaque année, a été défini à partir de la fonction *NbClust* du package *NbClust* qui permet de tester une trentaine d'indices selon la méthode *ward.D2* et de la distance *euclidienne* définis au préalable (Charrad *et al.*, 2014 ; Niknafs, 2015). Pour chaque indice testé, le nombre de clusters optimal est défini puis, l'occurrence majoritaire sur l'ensemble des indices, est sélectionnée. Le nombre de nodes déterminé pour créer la grille SOM a été de 16, correspondant aux nombres d'unités, et en sortie le nombre de clusters a varié selon les années de 5 à 6 clusters.

8.2.5 Analyse statistique des clusters

La distribution des données d'entrée de SOM a été testée selon les *hypothèses de normalité et d'indépendance*. Pour les températures () et les variables topographiques (Annexe 22), les données sont indépendantes et leurs distributions sont non normales. L'hypothèse de normalité n'est pas acceptée et les conditions de tests paramétriques ne sont pas respectées. Les valeurs de températures de surface minimales et maximales et les valeurs des variables topographiques

(*mnt*, *slope*, *u* et *v*) ont été extraites pour chaque cluster. Une démarche d'analyse statistique des clusters a été appliquée pour chaque variable indépendamment. Les valeurs extraites des clusters ont été analysées par :

1. un test H de Kruskal-Wallis (*KW*) (Kruskal et Wallis, 1952). Lorsque le test de KW aboutit à des résultats significatifs, alors au moins un des échantillons est différent des autres. Le test ne permet pas de déterminer où se situent les différences ni combien de différences se produisent réellement. La fonction *kruskal_test* du package *rstatix* a été appliquée (Kassambara, 2021).
2. un test post-hoc de Wilcoxon (Wilcoxon, 1945) qui permet d'effectuer des comparaisons par paires de clusters. Cette procédure teste l'hypothèse nulle selon laquelle deux échantillons proviennent d'une population identique, contre l'hypothèse alternative selon laquelle deux échantillons proviennent de populations différentes. La fonction *wilcox_test* du package *rstatix* (Kassambara, 2021) a été appliquée pour les clusters et la fonction *pairwise.wilcox.test* du package *stats* (R Core Team, 2021) a permis d'évaluer les paires de clusters.

Les résultats des tests statistiques ont été résumés pour chaque année en affichant les boxplots des clusters pour a) les températures minimales et les températures maximales et b) chaque variable topographique. La significativité des différences entre les paires de clusters a été ajoutée **uniquement pour les différences non-significatives ($p\text{-value} > 0,05$)** pour faciliter l'interprétation.

8.3 Résultats et Discussion

8.3.1 Classification des températures de surface en unités SOM

La méthode SOM a été appliquée pour chaque année séparément dans la continuité de la démarche de descente d'échelle statistique des températures de surface minimales et maximales.

8.3.1.1 Qualité de classification des unités

Pour chaque carte SOM annuelle générée à partir des températures de surface minimales (MIN) et maximales (MAX), la qualité des 16 unités de classification a été analysée et illustrée en Annexe 23. Le nombre d'observations contenues dans chaque unité a varié de 5000 à 20000 données avec une répartition assez homogène entre les unités. Pour chaque année, en moyenne trois unités sont surreprésentées en termes de nombre d'observations avec une unité bien distincte (Annexe 23-A). La distance moyenne de voisinage des unités (*U-matrix*) (Ultsch, 1993) a permis de visualiser des unités plus isolées se trouvant globalement en bord de la carte SOM ou au contraire des groupes d'unités proches formant un gradient de distances (Annexe 23-B). Des valeurs de distances plus grandes impliquent des différences de températures plus importantes entre les unités de voisinage, autrement dit illustrent une bonne séparabilité des données (Figure 69).

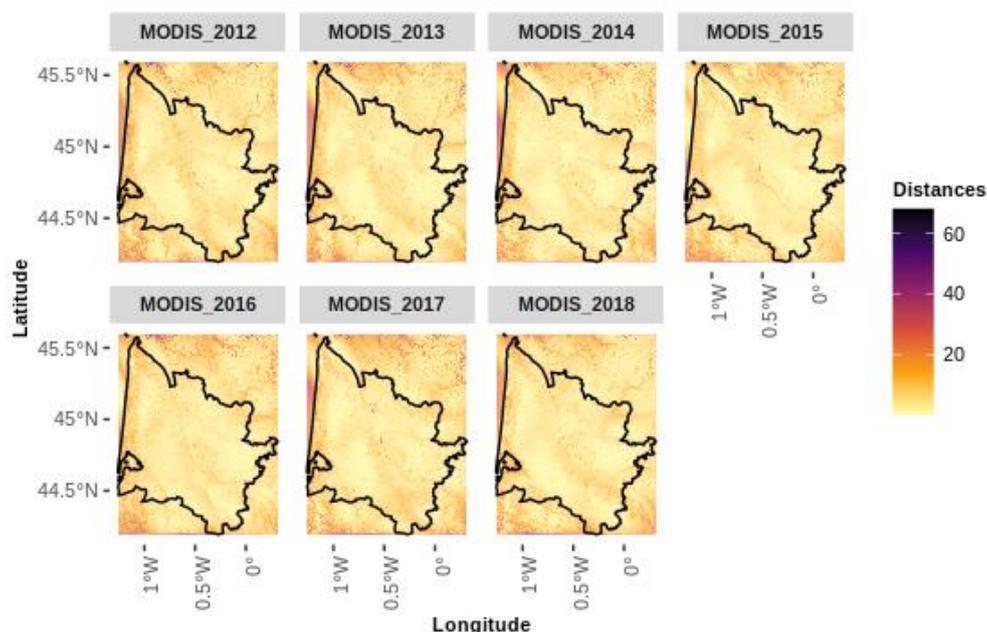


Figure 69. Distances moyennes de voisinage entre unités SOM

8.3.1.2 Caractérisation de la variabilité des unités de classification SOM

Chaque unité correspond à la combinaison d'un profil de température MIN (Annexe 23-C) et MAX (Annexe 23-D) qui a formé une carte SOM représentative de multiples paires : MIN élevées - MAX élevées, MIN basses - MAX élevées, etc (Annexe 23 et Annexe 25). Une distance importante avec le voisinage des unités, se traduit par une forte séparabilité liée aux différences entre les données. Des structures spatiales sont visuellement identifiables en projetant les valeurs des unités que l'on nomme "zone" dans cette section (Figure 70). Ces zones correspondant aux délimitations d'unités SOM ont pu être récurrentes sur plusieurs années, malgré une modélisation annuelle indépendante. Nous avons analysé en détails plusieurs structures spécifiques à partir des unités SOM de la Figure 70 et l'Annexe 23 :

- **Zone ouest-littorale** : les températures **minimales sont plus élevées** et les températures **maximales sont plus basses** que les médianes annuelles :
 - 2012-U14 : : $md_{MIN} = +0,6^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,2^{\circ}C$;
 - 2013-U9 : $md_{MIN} = +0,8^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,5^{\circ}C$;
 - 2014-U2 : : $md_{MIN} = +0,5^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,3^{\circ}C$;
 - 2017-U14 : $md_{MIN} = +0,7^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,4^{\circ}C$;
 - 2018-U3 : : $md_{MIN} = +0,3^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,5^{\circ}C$.

Ce phénomène est moins marqué pour 2015-U12 et 2016-U3 où les unités sont moins bien délimitées et les températures moyennes pour les minimales et maximales.

- **Zone proche littoral-ouest Bordeaux** : située entre le sud de l'estuaire de la Gironde, le nord du bassin d'Arcachon et à l'ouest de la zone urbaine de Bordeaux. Les **températures minimales et les températures maximales sont plus basses** que la médiane annuelle des unités, avec des valeurs plus basses pour les minimales. Pour les années 2015 et 2016 les températures maximales sont légèrement plus élevées que les

autres années. Pour 2018, la structure spatiale s'étend plus que les autres années du nord au sud de la Gironde.

- 2012-U2 : $md_{MIN} = -1,0^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = -0,4^{\circ}\text{C}$;
 - 2013-U2 : $md_{MIN} = -0,8^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,2^{\circ}\text{C}$;
 - 2014-U8 : $md_{MIN} = -0,8^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = -0,6^{\circ}\text{C}$;
 - 2015-U3 : $md_{MIN} = -1,0^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = -0,2^{\circ}\text{C}$;
 - 2016-U5 : $md_{MIN} = -1,0^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = -0,5^{\circ}\text{C}$;
 - 2017-U12 : $md_{MIN} = -0,9^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = -0,5^{\circ}\text{C}$;
 - 2018-U5 : $md_{MIN} = -1,2^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = -0,3^{\circ}\text{C}$.
- **Zone Garonne-Dordogne** : située à partir de la zone de confluence des deux cours d'eau principaux qui sont la Garonne et la Dordogne jusqu'à l'intérieur des terres en bordant la structure morphologique des cours d'eau. Cette zone correspond aux secteurs de basses altitudes (Figure 66), ainsi qu'à une bande longeant le nord de l'estuaire de la Gironde. Cette zone n'est pas identifiable pour les années 2012 et 2015, dont l'unité s'étend de l'amont de l'estuaire de la Gironde jusqu'à l'extrême est de l'Entre-Deux-Mers. Pour les autres années, les **températures minimales et maximales sont plus élevées** que les médianes annuelles. Pour 2017 et 2018, les écarts à la médiane sont proches pour les minimales et maximales :
 - 2013-U14 : $md_{MIN} = +1,2^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,3^{\circ}\text{C}$;
 - 2014-U5 : $md_{MIN} = +0,8^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,5^{\circ}\text{C}$;
 - 2016-U12 : $md_{MIN} = +0,9^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,4^{\circ}\text{C}$;
 - 2017-U8 : $md_{MIN} = +1,0^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,8^{\circ}\text{C}$;
 - 2018-U8 : $md_{MIN} = +0,9^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,8^{\circ}\text{C}$.
 - **Zone Entre-Deux-Mers** : située pour 2012 et 2015 sur l'ensemble de la région Entre-Deux-Mers et pour les autres années plutôt sur le centre et l'est de l'Entre-Deux-Mers. Dans le premier cas, cette zone étendue regroupe des températures minimales et maximales au-dessus de la médiane des unités avec de faible dispersion entre les données pour l'année 2012 (U15 : $md_{MIN} = +0,9^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,7^{\circ}\text{C}$) et pour 2015 des températures maximales plus élevées (U14 : $md_{MIN} = +0,3^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,9^{\circ}\text{C}$). Dans le second cas, les températures sont majoritairement au-dessus de la médiane avec des années avec des températures plus élevées entre les années 2013 et 2018 :
 - 2013-U16 : $md_{MIN} = +0,7^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,9^{\circ}\text{C}$;
 - 2014-U14 : $md_{MIN} = -0,3^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,2^{\circ}\text{C}$;
 - 2016-11 : $md_{MIN} = +0,6^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,4^{\circ}\text{C}$;
 - 2017-U4 : $md_{MIN} = +0,4^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,8^{\circ}\text{C}$;
 - 2018-12 : $md_{MIN} = +0,6^{\circ}\text{C}$, $md_{MAX} = +0,8^{\circ}\text{C}$.

Pour chaque année, l'unité à la plus grande valeur de distance de voisinage par rapport aux autres unités correspond systématiquement aux combinaisons des données minimales les plus élevées et des données maximales les plus basses : 2012-U13 ; 2013-U13 ; 2014-U1 ; 2015-U16 ; 2016-U4 ; 2017-U13 ; 2018-U4, qui partiellement correspond à la bande littorale et qui n'est pas de la surface terrestre.

L'analyse des paires d'unités pour les températures minimales et maximales a démontré que la majorité des unités sont statistiquement différentes les unes par rapport aux autres (wilcoxon test p -value $< 0,05$, Annexe 25). Par ailleurs, L'analyse des paires d'unités pour les variables topographiques a démontré que pour l'altitude et la pente les paires d'unités sont statistiquement différentes, alors que pour les expositions les différences entre unités sont peu marquées (wilcoxon test p -value $< 0,05$, Annexe 26).

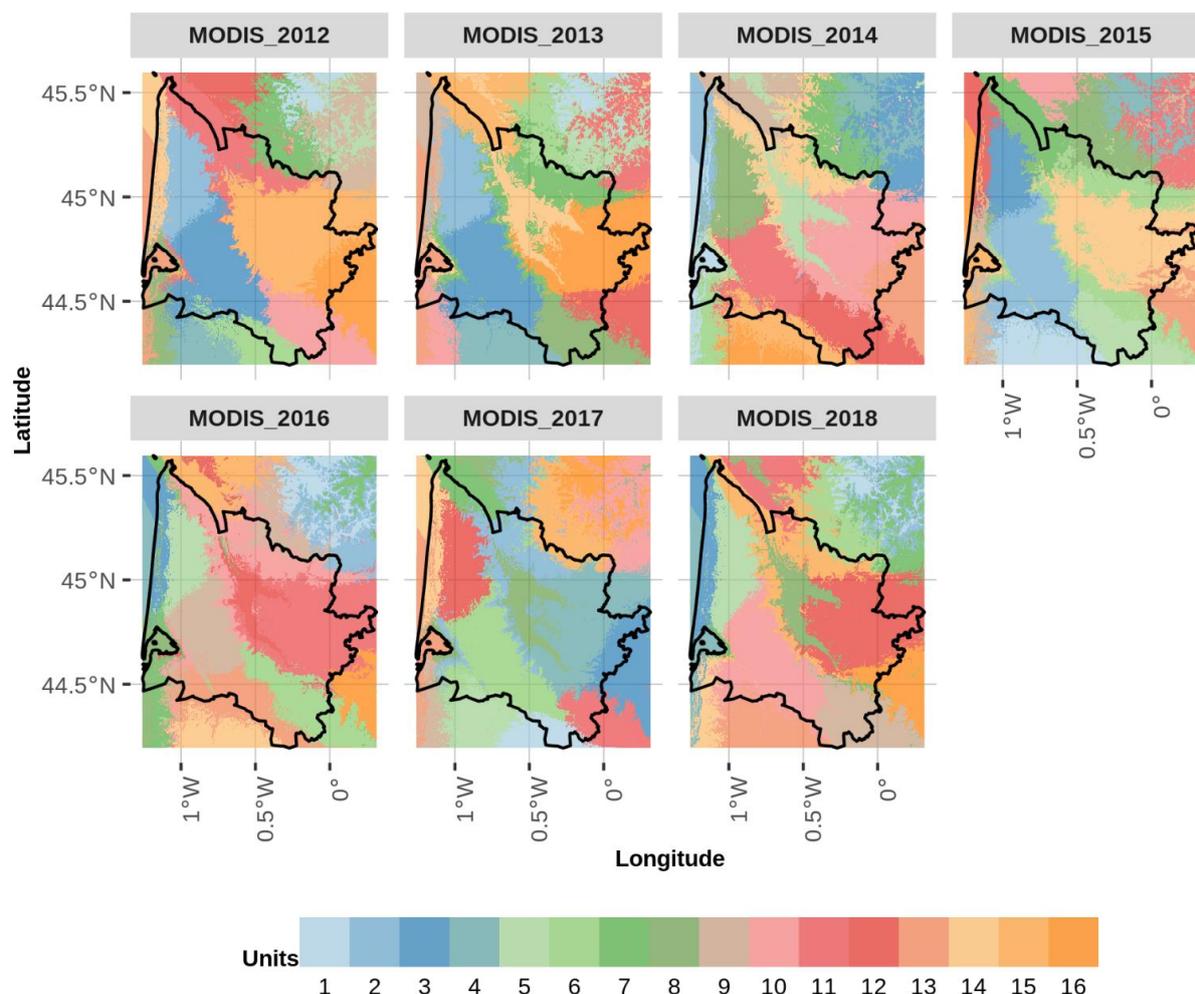


Figure 70. Unités identifiées par l'approche de clustering par Self-Organizing Map (SOM) à partir des températures de surface minimales et maximales hebdomadaires modélisés à 500 m entre mars et octobre et indépendamment pour chaque année entre 2012 et 2018

8.3.2 Cartographie de la réduction de dimension et identification de structures thermiques régionales

L'analyse à l'échelle régionale est basée sur l'identification de patterns thermiques (clusters) incluant une variabilité identifiée à une échelle plus fine (unités). Le nombre de clusters optimal identifié a varié de 5 à 6 clusters par année (Figure 71). De 2012 à 2018, quatre structures régionales ont été identifiées telles que : 1) la bande littorale, le nord de la forêt des Landes qui

est séparée en deux structures, 2) l'une à l'ouest de Bordeaux sur la partie nord de la forêt et 3) l'autre qui s'étend du sud-ouest à l'extrême sud-est de la Gironde, et 4) la zone de production viticole. Selon les années, nous avons pu identifier différentes distributions spatiales de clusters sur l'ensemble du site d'étude (Figure 71 et Annexe 24).

(1) Structure thermique du littoral : cette zone peu large s'étend du nord au sud de la Gironde, comme identifiée par les unités SOM. Pour toutes les années, ce pattern a été clairement identifié, sauf pour 2017, avec des profils de températures similaires. La **médiane des températures minimales a été la plus élevée et la médiane des températures maximales la plus basse** comparées aux autres clusters (Figure 72, KW p-value < 0.05). L'écart entre les minimales et maximales a été le plus faible correspondant à une faible amplitude thermique. Les écarts intra-annuels ont été :

- 2012-C6 : $md_{MIN} = +1,7^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,2^{\circ}C$;
- 2013-C4 : $md_{MIN} = +1,1^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,7^{\circ}C$;
- 2014-C1 : $md_{MIN} = +1,8^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,9^{\circ}C$;
- 2015-C4 : $md_{MIN} = +1,0^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,6^{\circ}C$;
- 2016-C3 : $md_{MIN} = +1,5^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,5^{\circ}C$;
- 2017-C4 : $md_{MIN} = +2,0^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,1^{\circ}C$;
- 2018-C3 : $md_{MIN} = +1,5^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,3^{\circ}C$.

(2) Structure thermique forêt landaise-nord Gironde : cette zone proche du littoral, à l'ouest de la zone urbaine de Bordeaux s'étend jusqu'au bassin d'Arcachon. Cette structure thermique avait déjà été identifiée par une unité SOM récurrente (Figure 70). Néanmoins, dans le contexte de réduction de dimension, cette structure a été classée systématiquement dans le même cluster qu'une zone au nord-est du site d'étude et une zone supplémentaire au sud-est de la Gironde pour 2017. Ce cluster, pour toutes les années, est caractérisé par des **médianes de température minimales et maximales plus basses** que les autres clusters des années respectives :

- 2013-C1 : $md_{MIN} = -1,1^{\circ}C$, $md_{MAX} = -0,5^{\circ}C$;
- 2014-C2 : $md_{MIN} = -0,6^{\circ}C$, $md_{MAX} = -1,5^{\circ}C$;
- 2015-C2 : $md_{MIN} = -1,0^{\circ}C$, $md_{MAX} = -0,9^{\circ}C$;
- 2016-C1 : $md_{MIN} = -0,9^{\circ}C$, $md_{MAX} = -0,7^{\circ}C$;
- 2017-C6 : $md_{MIN} = -0,4^{\circ}C$, $md_{MAX} = -0,6^{\circ}C$;
- 2018-C1 : $md_{MIN} = -1,2^{\circ}C$, $md_{MAX} = 0,0^{\circ}C$.

En 2012, les caractéristiques thermiques ont été similaires mais la structure spatiale du cluster s'étend vers le sud-est (2012-C2). Cependant, la variabilité spatiale à une échelle plus fine a été lissée par le regroupement par clusters, alors qu'elle a été identifiée par les unités SOM (Figure 70).

(3) Structure thermique forêt landaise-sud Gironde : cette zone s'étend du centre-ouest jusqu'au sud-est de la Gironde couvrant en partie la zone sud de la forêt landaise, principalement au sud de la Garonne (Figure 71). Cette structure a été caractérisée en moyenne par des **médianes de températures minimales plus basses et des températures maximales moyennes ou plus élevées** (Figure 72, KW p-value < 0.05) :

- 2013-C2 : $md_{MIN} = -1,3$ °C, $md_{MAX} = 0,8$ °C ;
- 2014-C5 : $md_{MIN} = -0,4$ °C, $md_{MAX} = 0,0$ °C ;
- 2015-C1 : $md_{MIN} = -1,4$ °C, $md_{MAX} = 0,7$ °C / 2015-C3 : $md_{MIN} = 0,0$ °C, $md_{MAX} = 0,0$ °C ;
- 2016-C2 : $md_{MIN} = 0,0$ °C, $md_{MAX} = 0,0$ °C / 2016-C5 : $md_{MIN} = -0,5$ °C, $md_{MAX} = 1,0$ °C ;
- 2017-C2 : $md_{MIN} = -0,2$ °C, $md_{MAX} = 0,0$ °C ;
- 2018-C5 : $md_{MIN} = -0,1$ °C, $md_{MAX} = 1,1$ °C.

La spécificité de ce pattern a été sa variabilité topographique avec **des altitudes les plus élevées** (Figure 73). Selon les années, il a été identifié sous plusieurs formes : un cluster unique sur le sud de la zone d'étude qui s'étend d'ouest en est (2013, 2014, 2018), en deux clusters avec un gradient ouest-est (2012, 2015) ou en plusieurs clusters avec un gradient nord-sud intégrant un secteur nord de la zone d'étude (2016, 2017). Ces profils thermiques ont été également spatialisés sur une autre zone, comme en 2015 et en 2016 à la limite nord de la Gironde. Toutefois, deux clusters ont été identifiés sur la partie sud de la Gironde pour 2015 et 2016. Pour 2015, le cluster le plus à l'ouest (2015-C1) est caractérisé par des températures minimales plus basses et des températures maximales plus élevées que celui situé plus à l'est (2015-C3). En 2016, le cluster majoritaire au nord de ce pattern (2016-C2) est caractérisé par des températures minimales légèrement plus élevées et des températures maximales légèrement plus basses que celui situé au sud (2016-C5). Ces profils de températures ont été divisés spatialement mais ont des profils de températures proches.

(4) Structure thermique zone viticole : cette zone s'étend de la jonction de l'estuaire de la Gironde jusqu'aux extrémités nord et sud à l'est de l'Entre-Deux-Mers, principalement au nord de la Garonne. Ce pattern a été identifié pour toutes les années mais sous différentes formes comprenant : A) un cluster unique du nord-ouest au sud-est de la région viticole (2012, 2018), B) deux clusters avec un gradient ouest-est séparés au coeur de l'Entre-Deux-Mers (2013) ou C) deux clusters avec l'un correspondant globalement à la structure morphologique entre la Garonne et la Dordogne et l'autre à l'extérieur de ce secteur en bordant l'estuaire de la Gironde, le nord de la Dordogne et le sud de la Garonne (2014, 2015, 2016, 2017). Trois structures ont été identifiées :

A. Cluster unique de la zone viticole : ce cluster est identifié sur l'ensemble de la zone viticole (nord-ouest au sud-est) (Figure 71). La médiane des températures minimales et maximales est légèrement plus élevée que la majorité des clusters avec une variabilité importante des valeurs (2012-C5 : $md_{MIN} = 0,8$ °C, $md_{MAX} = 0,3$ °C ; 2018-C4 : $md_{MIN} = 0,4$ °C, $md_{MAX} = 1,1$ °C) (Figure 72, KW p-value < 0,05). En 2018, les cinq unités SOM qui ont été regroupées ont formé un gradient spatial du nord-ouest vers le sud-est. La zone viticole a été couverte majoritairement par trois unités, marquée par des températures minimales

Quatrième partie. Echelle régionale : Apport de la descente d'échelle pour l'identification de structures thermiques

médianes et des températures maximales plutôt élevées (2018-U15) au niveau du Médoc et du Blayais-Bourgeais. Au centre de la zone viticole, des températures plus élevées que les autres unités avec une variabilité importante (2018-U8) ont été identifiées à l'aval de la Garonne et de la Dordogne, et à l'est des températures plutôt élevées avec une faible variabilité des données (2018-U12). Pour 2012, un gradient nord-ouest (2012-U11) au sud-est (2012-U15) a été identifié par des températures plus basses à plus élevées vers l'intérieur des terres. ;

B. Séparation en deux clusters au centre-est : la zone viticole a été séparée entre un cluster principal (2013-C3) et un cluster à l'est incluant la partie est de l'Entre-Deux-Mers, du Libournais et Des Graves-Sauternais (2013-C5) (Figure 71). Les médianes de températures minimales et maximales ont été majoritairement plus élevées que les autres clusters mais peu de différences entre ces deux clusters au niveau des températures (Figure 72, KW p-value < 0.05). L'information apportée par les clusters n'a pas permis de les différencier, nous avons donc pris en compte les unités SOM regroupées dans ces clusters. Le cluster 2013-C3 a été le plus variable spatialement et a regroupé 5 unités SOM avec des profils de températures différents : a) proches de la moyenne des autres unités avec une faible variabilité (2013-U7) ou une grande variabilité (2013-U10/11) et b) des températures minimales et maximales plus élevées en moyenne (2013-U14/15) (Figure 70 et Figure 72).

C. Séparation profil Garonne-Dordogne : entre 2014 à 2017 un cluster situé sur la partie ouest de la zone viticole a été identifié regroupant majoritairement le Libournais, les Graves-Sauternais, et l'Entre-Deux-Mers (Figure 71). Un autre cluster a permis de regrouper le Blayais-Bourgeais et le Médoc, incluant aussi d'autres zones du site d'étude autour du cluster identifié à l'ouest. La séparation de la zone viticole en deux clusters principaux n'a pas permis d'identifier de structures spécifiques pour l'ensemble des années en raison de la variabilité importante des profils thermiques regroupés.

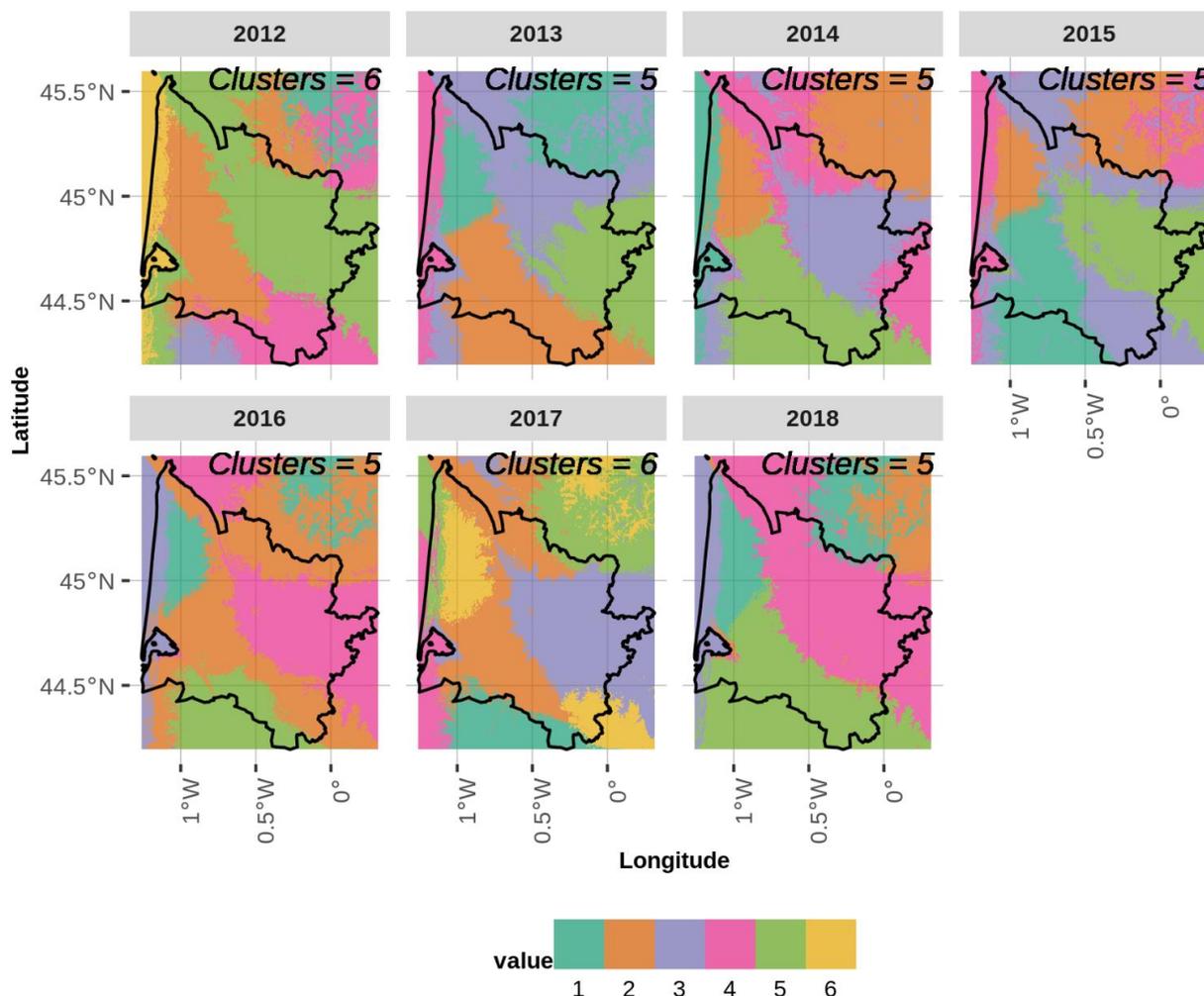


Figure 71. Distribution spatiale des clusters identifiés par une approche de réduction de dimension à partir d'une classification hiérarchique appliquée aux unités SOM à l'échelle de la Gironde

L'analyse des paires de clusters pour les températures minimales et maximales a démontré que tous les clusters sont statistiquement différents les uns par rapport aux autres et selon les températures de surface (wilcoxon test p -value $< 0,05$, Figure 72) à l'exception d'une paire de clusters (2012 : clusters 1-6). Pour les températures de surface maximales en 2012, seule la paire des clusters 1-6 n'a pas de différence significative. Le cluster 1 correspond à une zone au nord de la Gironde mais qui a été prise en compte dans la descente d'échelle des températures de surface et clustering. Le cluster 6 correspond à la bande littorale qui borde la façade Atlantique de la Gironde. Ces deux clusters correspondent aux températures maximales les moins élevées et une moyenne des températures de surface maximales proches (Figure 72) et une distribution spatiale similaire (Annexe 27).

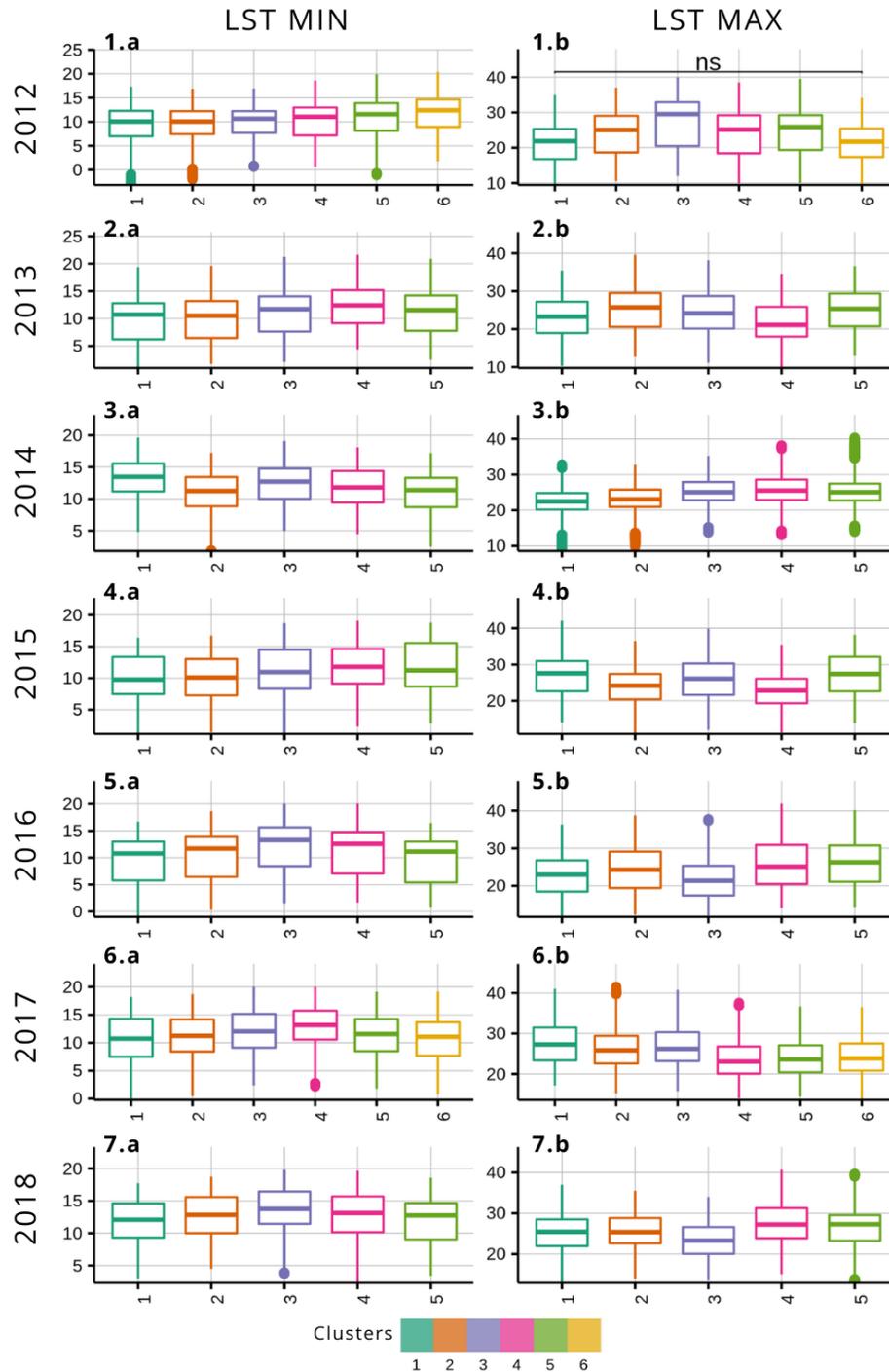


Figure 72. Boxplots du test de Kruskal-Wallis pour les valeurs de températures de surface a) minimales et b) maximales appliquées pour chaque paire de clusters et par année entre 2012 et 2018. Les paires de clusters aux différences non significatives sont illustrées par ns (p -value > 0,05)

Pour chaque année étudiée, les moyennes observées des clusters pour les variables topographiques ont été significativement différentes (KW p-value < 0,05). L'analyse des paires de clusters a démontré que tous les clusters sont statistiquement différents les uns par rapport aux autres (wilcoxon test p-value < 0,05, Figure 73) à l'exception de :

- la paire des clusters 2-3 pour la variable de l'orientation nord-sud U en 2016;
- la paire des clusters 3-4 pour la variable pente en 2017;
- la paire des clusters 2-3 pour la variable de l'orientation nord-sud U en 2017.

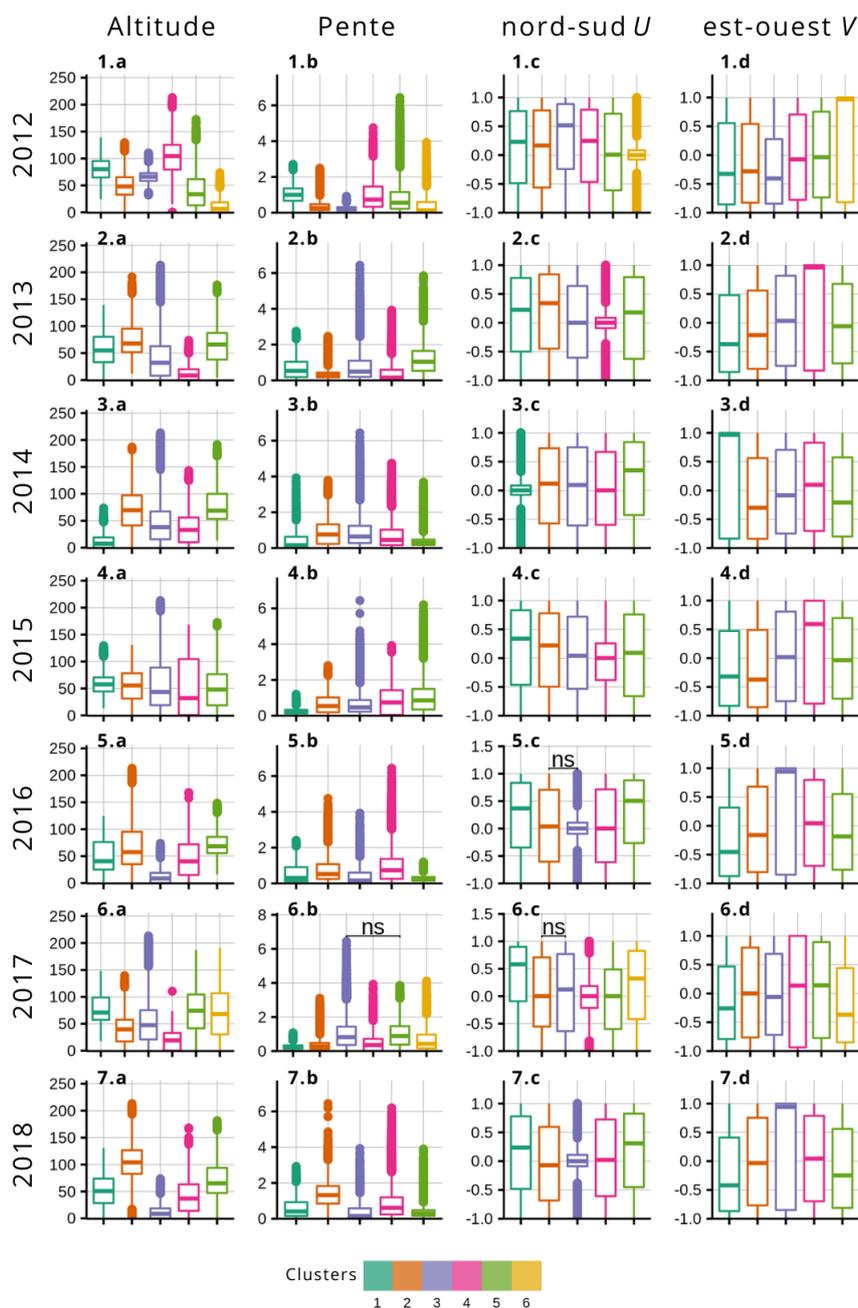


Figure 73. Boxplots du test de Kruskal-Wallis pour les valeurs des variables topographiques a) l'altitude, b) la pente, c) exposition nord-sud U et d) exposition est-ouest V appliquées pour chaque paire de clusters et par année entre 2012 et 2018. Les paires de clusters aux différences non significatives sont illustrées par ns (p-value > 0,05).

8.4 Discussion et conclusion

Identification et variabilités des structures thermiques et influence de la topographie régionale

L'approche de clustering non-supervisée à partir de l'algorithme Self-Organizing Map (SOM) a permis d'identifier des unités synthétisant des profils de températures de surface minimales et maximales aux similarités proches (Liu *et al.*, 2006b ; Wehrens et Kruisselbrink, 2018). L'analyse des différences et des similitudes entre les unités a été un long processus ne facilitant pas une synthèse précise des variabilités spatiales. La réduction de dimension en clusters a donc permis d'identifier des structures thermiques régionales et de synthétiser la variabilité des unités SOM. Nous avons choisi d'analyser les structures spatiales principales de la Gironde telles que le littoral, le secteur nord de la forêt landaise, le secteur sud de la forêt landaise et la zone de production viticole qui ont été identifiées sur plusieurs années. Pour chacune de ces structures nous avons analysé leur construction à partir des unités SOM et leurs variabilités intra-structure à une échelle plus fine, les différences par rapport aux autres structures et interannuelles, et les interactions entre les températures de surface et la topographie. Les variabilités de température entre chaque structure thermique ont été démontrées par l'influence de facteurs environnementaux tels que la proximité de l'océan, la proximité de cours d'eau, et des facteurs topographiques, qui jouent un rôle sur la distribution spatiale régionale (*section 3.2.1* Figure 18). Les résultats ont été cohérents avec des études réalisées en Nouvelle-Aquitaine sur les effets du changement climatique intégrant des analyses du climat passé et de la répartition des températures (Le Treut *et al.*, 2013 ; Le Treut, 2018 ; Ollat *et al.*, 2018 ; Chambre régionale d'agriculture Aquitaine, 2020). Nous ne comparons pas les valeurs de températures à ces études, mais la répartition spatiale moyenne des températures. Cette méthodologie nous a permis d'identifier certaines structures thermiques déjà connues telles que la spécificité du littoral et les gradients nord-ouest/sud-est (Figure 71). Par ailleurs, le climat de la Gironde viticole a été cartographié à partir de méthodes géostatistiques (krigeage et régression linéaire multiple) basées sur 68 stations météorologiques (2001-2008) et des prédicteurs topographiques (Bois, 2007 ; Bois *et al.*, 2018). Dans cette étude, plusieurs éléments sont cohérents avec les résultats présentés dans ce chapitre. Sur la zone viticole proche du littoral, l'amplitude thermique est faible avec des températures maximales plus basses que les autres secteurs. De plus, un gradient ouest-est a été identifié avec des températures moyennes plus élevées à l'intérieur des terres comme pour la région de l'Entre-Deux-Mers caractérisée par les unités SOM. La comparaison n'est que visuelle, sur des périodes bien distinctes et avec des données différentes, ainsi appliquée cette méthode de clustering à ce type de données pourrait permettre de mieux comprendre la variabilité.

Le **littoral** de la Gironde a été identifié pour toutes les années et a été caractérisé par des températures minimales plus élevées et des températures maximales plus basses. En effet, sous l'influence de plusieurs phénomènes météorologiques, tels que l'anticyclone des Açores et la dépression d'Islande, cette zone d'étude est soumise à des fluctuations qui jouent un rôle sur la distribution des températures, des précipitations et des vents (Le Treut *et al.*, 2013). Par exemple, en situation anticyclonique, les différences de températures peuvent être importantes

entre la surface de la mer et la surface terrestre engendrant un phénomène de brise de mer, donc une diminution des températures sur le littoral durant la journée (Simpson, 1994). L'amplitude thermique est donc plus faible par rapport aux autres structures thermiques (Chambre régionale d'agriculture Aquitaine, 2020).

Les **facteurs environnementaux** jouent un rôle majeur sur les variabilités climatiques tels que les surfaces urbanisées, la végétation, la topographie et les surfaces en eau (Oke, 1978) dont leurs interactions influencent le climat local (Quénol, 2011). La variabilité climatique liée aux facteurs locaux est difficilement mesurable à partir des températures de surface issues de la télédétection du fait de la résolution spatiale trop larges. Néanmoins, de nombreuses études se sont focalisées sur les effets de ces facteurs sur les variabilités des températures de surface telles que la végétation, l'occupation et l'usage des sols, les types de sols et la topographie (Bertoldi *et al.*, 2010 ; Cai *et al.*, 2017 ; Hutengs et Vohland, 2016 ; Neteler, 2010).

- L'altitude de la Gironde qui varie de 0 m (littoral) à près de 170 m à l'extrême sud-est, a affecté la variabilité spatiale des températures comme démontré dans la zone viticole et au sud-est de la région. En effet, la zone "*Garonne-Dordogne*" avec des altitudes basses (*section 3.2.1* Figure 18) a démontré des températures légèrement plus élevées. Le Roux *et al.* (2018) et de Rességuier *et al.* (2020) avaient déjà mis en évidence les effets de l'altitude, la pente, l'orientation nord-sud et ouest-est sur les températures de l'air, et sur la répartition des températures dans la zone de production viticole de Saint-Emilion/Pomerol. Ces résultats ont également été confirmés dans cette thèse avec les températures de surface (*Chapitre 7*).
- L'ouest jusqu'au sud-est de la Gironde englobe majoritairement le nord de la forêt des Landes de Gascogne pour laquelle deux structures thermiques ont été identifiées. La structure au nord du Bassin d'Arcachon ("*forêt landaise-nord Gironde*") et le secteur sud de la Gironde qui s'étend jusqu'au sud-est (*forêt landaise-sud Gironde*). Les surfaces en forêts sont majoritaires mais sont spatialement distribuées dans une mosaïque d'occupation et d'usage des sols (*section 3.2.1* Figure 18). D'une manière similaire aux facteurs topographiques, la variabilité spatiale des températures engendrée par la nature de la surface peut être importante. Les relations entre l'occupation du sol et les températures de surface ont déjà été étudiées et, il serait intéressant d'intégrer les données d'occupation du sol pour améliorer l'identification de structures thermiques (Quattrochi et Luvall, 1999 ; Wang *et al.*, 2004 ; Weng, 2009).

Limites et perspectives d'application

L'approche d'identification des unités SOM et de leur regroupement par clusters a permis d'identifier deux échelles d'analyse : une **échelle locale** avec des différences de profils thermiques et une **échelle régionale** avec des structures thermiques synthétiques. Néanmoins, pour mieux comprendre la variabilité des températures de surface, le choix et la hiérarchisation des **facteurs topographiques et environnementaux** nécessitent d'être améliorés dans de futures études. Le clustering de séries temporelles de températures de surface issues de la télédétection à partir de la méthode SOM a été principalement appliqué à des problématiques urbaines, c'est pourquoi nous manquons de points de comparaison de cette approche régionale.

Cependant, des travaux ont suivi des **approches spatio-temporelles** à partir de SOM et de données climatiques issues de stations météorologiques (Wu *et al.*, 2013). Il serait pertinent d'appliquer cette approche de clustering sur des données de stations météorologiques et d'analyser les similitudes et différences avec les températures de surface. D'autre part, l'intégration de données d'occupations et d'usage des sols peut être mobilisée comme par Santos *et al.*, (2021) à partir d'une classification hiérarchique pour analyser la variabilité intra-cluster.

Les potentialités de cette étude concernent des améliorations **méthodologiques et des perspectives d'application**. Au niveau méthodologique, il est envisageable d'intégrer d'autres données de télédétection pour améliorer la compréhension de variabilités des températures de surface à l'échelle régionale. **L'occupation et l'usage du sol** jouent un rôle dans la distribution et la variabilité des températures de surface (Song *et al.*, 2014 ; Fu et Weng, 2016 ; Tran *et al.*, 2017). Les informations d'occupation du sol peuvent être intégrées dans une approche avec des données numériques telles que des valeurs spectrales issues de la télédétection ou dans une approche sous forme de SOM supervisée avec des données factorielles issues de classification (Corine Land Cover, Registre parcellaire Graphique, etc). Des approches **SOM supervisée ou semi-supervisée** ont récemment été étudiées permettant d'intégrer des données factorielles (Braga et Bassani, 2018 ; Kruisselbrink, 2019 ; Riese *et al.*, 2020). D'autre part, le suivi de la végétation par télédétection est souvent étudié et il est facilement envisageable de mobiliser des séries temporelles d'information spectrale concernant le **développement et les caractéristiques de la végétation**.

Au niveau thématique, l'étude de la **saison végétative de la vigne** entre mars et octobre peut être applicable à d'**autres types de cultures**. En viticulture, cette approche pourrait être mobilisée dans l'analyse des terroirs comme le clustering par Analyse en Composante Principale utilisée par Fraga *et al.* (2017) à partir notamment de données climatiques et de données de topographie, ou dans la détection et la simulation de zones thermiques de production dans le contexte d'adaptation face au réchauffement climatique (Morales-Castilla *et al.*, 2020). Cette méthodologie, basée sur une approche pixel et uniquement spatiale, a été une première étape dans l'exploration de structures de températures de surface à l'échelle régionale en Gironde. De nombreuses évolutions sont envisageables telles que l'intégration de la variabilité temporelle, l'intégration de données d'occupation et usages des sols et de suivi de la végétation qui pourraient renforcer la qualité de l'approche de clustering SOM.

Dans cette étude, les résultats pour la zone de production de la vigne ont mis en évidence quatre points essentiels :

- Pour chaque année, un ou deux clusters ont été identifiés permettant de cartographier la zone de production de la vigne dans cette région par l'analyse des températures de surface. Cette structure a pu être isolée des autres patterns démontrant sa spécificité thermique en Gironde.
- A l'échelle régionale, l'analyse des clusters n'a pas permis d'identifier un profil unique des températures au fil des années, comparés à certains clusters comme le littoral ou le nord de la forêt landaise ;

- A l'échelle plus fine, les unités SOM ont démontré des informations essentielles sur la variabilité des températures de surface minimales et maximales. Certaines unités ont été identifiées sur plusieurs années et d'autres ont permis d'analyser des secteurs thermiques annuels uniques.
- La combinaison des deux échelles a permis d'isoler la zone viticole et de mieux comprendre la cartographie des structures thermiques à plus fine échelle et récurrentes selon les années.

Cette méthodologie, basée sur une approche pixel et uniquement spatiale, a été une première étape dans l'exploration de structures de températures de surface à l'échelle régionale en Gironde. De nombreuses évolutions sont envisageables telles que l'intégration de la variabilité temporelle, l'intégration de données d'occupation et usages des sols et de suivi de la végétation qui pourraient renforcer la qualité de l'approche de clustering SOM.

Cette étude explore une méthode efficace et facile d'interprétation pour identifier des structures thermiques régionales (clusters) intégrant une variabilité à plus fine échelle (unités) à l'aide d'une approche pixel générée par Self-Organizing Map. Les températures de surface minimales et maximales modélisées à partir de variables topographiques à 500 mètres de résolution spatiale ont permis d'identifier la variabilité des températures aux échelles fines expliquée en partie par des facteurs topographiques tels que l'altitude, la pente et l'exposition. D'autres facteurs ont été identifiés comme potentiels dans la variabilité spatiale intra et inter-clusters, telles que la proximité de l'océan ou les occupations et usages des sols. Pour améliorer cette approche, d'autres données de télédétection peuvent être combinées aux températures de surface telles que : a) des informations sur l'occupation et l'usage des sols, b) des informations spectrales du développement de la végétation, ou c) d'autres variables climatiques. Les résultats de cette étude ont permis d'analyser la variabilité spatiale de la température et les interactions avec des facteurs régionaux.

CONCLUSION DE LA QUATRIEME PARTIE

L'approche de clustering a été mise en place pour caractériser la variabilité des températures de surface modélisées et la variabilité des facteurs topographiques à l'échelle régionale. Cette étude a exploré une méthode efficace et facile d'interprétation pour identifier des structures thermiques régionales (clusters) intégrant une variabilité à plus fine échelle (unités) à l'aide d'une approche pixel générée par Self-Organizing Map. Les températures de surface minimales et maximales modélisées à partir de variables topographiques à 500 mètres de résolution spatiale ont permis d'identifier la variabilité des températures aux échelles fines expliquée en partie par des facteurs topographiques tels que l'altitude, la pente et l'exposition. D'autres facteurs ont été identifiés comme potentiels dans la variabilité spatiale intra et inter-clusters, telles que la proximité de l'océan ou les occupations et usages des sols. Pour améliorer cette approche, d'autres données de télédétection peuvent être combinées aux températures de surface telles que : a) des informations sur l'occupation et l'usage des sols, b) des informations spectrales du développement de la végétation, ou c) d'autres variables climatiques.

La combinaison de la classification des températures de surface en unité par l'algorithme Self-Organizing Map et la réduction de dimensions de ces unités pour identifier des clusters a permis d'identifier la variabilité des températures de surface à deux échelles. D'une part, les unités de classification SOM ont mis en évidence une variabilité plus fine des températures avec des zones thermiques récurrentes, mais pour lesquelles les particularités topographiques ont été difficiles à différencier. D'autre part, les clusters issus de la classification hiérarchique ont permis de synthétiser les structures thermiques présentes sur le site d'étude. Les informations topographiques et thermiques contenues dans les clusters, aident à mieux comprendre la variabilité interne des structures. Autrement dit, ces deux étapes sont complémentaires pour une analyse à l'échelle régionale en gardant une information sur les variabilités à deux échelles.

Les séries temporelles MODIS offrent la possibilité d'avoir une répétitivité hebdomadaire, comme dans cette étude, ou une répétitivité journalière qui nécessite d'être approfondie afin d'améliorer la qualité des résultats. Néanmoins, cette approche à partir des données hebdomadaires est encourageante et requiert d'être améliorée par l'intégration de données d'occupation du sol et principalement sur la végétation en milieu agricole afin de mieux caractériser la variabilité des températures.

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Dans cette thèse, les potentialités de la télédétection thermique ont été évaluées en modélisation climatique appliquée au milieu viticole. L'approche de modélisation basée sur des facteurs topographiques a été étudiée à une échelle locale et régionale. Plus particulièrement, la caractérisation de la variabilité des températures a été analysée à partir des températures de l'air issues de réseaux de mesures climatiques et des températures de surface dérivées des images satellites thermiques. Nous avons cherché à 1) caractériser les variabilités des températures de l'air et de surface à l'échelle locale ; 2) modéliser les températures de surface à partir de facteurs locaux et d'identifier la résolution spatiale la plus pertinente à l'échelle locale ; 3) évaluer cette approche à l'échelle régionale en identifiant des structures thermiques.

Dans la première partie, un état des lieux des **enjeux de la modélisation climatique en viticulture** a été établi et les **potentialités de la télédétection thermique** ont été évaluées. Le climat joue un rôle central en viticulture délimitant les zones de production à l'échelle globale jusqu'à caractériser les spécificités d'un terroir par l'influence du développement de la vigne et de la qualité des vins. Depuis plusieurs années, l'étude des impacts du changement climatique sur les terroirs viticoles est un des enjeux majeurs de la filière viticole avec l'objectif d'établir des mesures d'adaptation et d'atténuation. Plusieurs projets de recherche ont étudié la variabilité climatique locale dans le contexte du changement climatique, et plus spécifiquement la température, largement influencée par les facteurs locaux (topographie, hydrologie, occupation du sol). Une méthode de modélisation climatique locale a été développée à partir de réseaux de mesures climatiques et basée sur des prédicteurs topographiques. L'installation des réseaux de mesures est très coûteuse financièrement et humainement. De plus, la modélisation nécessite des séries temporelles sur plusieurs saisons végétatives pour construire et valider les modèles.

Pour pallier cet écueil, nous avons souhaité évaluer les potentialités d'utilisation des images satellites thermiques, et plus précisément les **séries temporelles de températures de surface**. Les enjeux de cette thèse ont porté sur la transposabilité de la méthode de modélisation climatique aux images thermiques en identifiant la résolution spatiale la plus pertinente. Afin d'y répondre, des séries temporelles de températures de surface journalières et hebdomadaires issues des satellites MODIS (1000m) et des séries temporelles de températures de l'air issues de réseaux de capteurs ont été utilisées.

Dans la deuxième partie, la variabilité spatiale des températures à l'échelle locale a été étudiée à partir des données issues **des réseaux de mesures et des images satellites thermiques**. Les réseaux de mesures illustrent la variabilité spatiale des températures de l'air liées à la topographie dans différents sites pilotes. La région viticole correspondant à l'appellation de l'Entre-Deux-Mers, large zone d'étude avec un réseau de mesures dispersé, a présenté une forte variabilité des températures de l'air au cours des saisons végétatives étudiées (2019 et 2020) et particulièrement lors des événements extrêmes (épisodes de gels printaniers ou de vague de chaleur). Des années supplémentaires de mesures seront nécessaires pour

caractériser les tendances du climat de cette région, mais les facteurs topographiques locaux semblent d'ores et déjà avoir un rôle prépondérant sur le comportement thermique à l'échelle de ce site.

Par ailleurs, les relations statistiques entre les températures de l'air et les températures de surface ont été évaluées sur la région viticole de Waipara (NZ) durant la saison végétative 2017-2018. La variabilité thermique est importante et fortement influencée par un contexte topographique accidenté, avec par exemple, des différences de plus de 250 D/J observées entre les fonds de vallée et les coteaux. Les quatre acquisitions MODIS ont été évaluées à trois échelles temporelles : individuellement, par la moyenne des deux acquisitions de nuit (MIN) et des deux acquisitions de jour (MAX) ainsi que la moyenne journalière des quatre acquisitions. Les résultats ont montré des corrélations entre les températures de l'air et les températures de surface plus élevées pour les minimales que pour les maximales, avec des écarts assez proches pour les températures moyennes. Les moyennes minimales et maximales n'ont pas mis en évidence de meilleurs coefficients de corrélation mais des écarts plus faibles. Cette étude a permis d'identifier des relations statistiques entre les températures de surface journalières (M*D11A1) à 1000m de résolution spatiale et les températures de l'air acquises par les réseaux de mesures, principalement pour les moyennes et plus variées pour les minimales et maximales. En conclusion, cette première approche a permis de montrer l'importance de la prise en compte de la topographie et de la reconstruction des données manquantes ou d'utilisation de données temporelles moins fines pour analyser la température durant la saison végétative de la vigne.

La troisième partie, a principalement abordé, le développement et l'application de la **méthode de modélisation climatique locale** pour la **descente d'échelle des températures de surface**. Les températures de l'air journalières, les températures de surface journalières (M*D11A1, 1000m) et hebdomadaires (M*11A2, 1000m) ont été modélisées à partir de facteurs topographiques avec cinq résolutions spatiales (1000m, 500m, 250m, 90m, 30m) pour la période 2012-2018 sur le site de Saint-Emilion-Pomerol. Les corrélations entre les températures de l'air et les températures de surface ont mis en évidence de meilleurs résultats pour les données journalières (M*D11A1) par rapport aux données hebdomadaires, mais celles-ci ont nécessité une reconstruction des données manquantes. Les performances de la modélisation ont été meilleures pour les températures de surface que pour les températures de l'air mais avec une dispersion plus importante. La qualité des performances de modélisation peut être influencée par le nombre de données en entrée des modèles, comme pour les températures de surface où chaque pixel est pris en compte. Les distributions spatiales des modélisations ont été analysées à partir d'indices bioclimatiques qui illustrent la variabilité moyenne saisonnière. Les spatialisations des températures de l'air ont mis en avant certaines structures topographiques tels que les plateaux ou les pentes. Par ailleurs, les descentes d'échelle de températures de surface ont généré des structures moins contrastées au niveau topographique mais avec une dispersion des températures plus importante. Les cartographies de l'indice de Huglin, basé notamment sur les températures maximales, ont mis en évidence une variabilité plus marquée. Néanmoins, les différences des valeurs d'indices entre les températures de l'air et les températures de surface sont stables suivant les résolutions spatiales. A l'échelle locale, les facteurs topographiques, qui ont joué un rôle sur les distributions spatiales, ont été différents pour les températures de l'air ou les températures de surface. Par

Conclusion Générale et perspectives

exemple, la pente et l'altitude sont les facteurs principaux pour les spatialisations alors que les effets de pentes n'apparaissent pas pour la descente d'échelle. Les résolutions spatiales de 500m et 250m ont permis d'établir un compromis, prenant en compte les corrélations statistiques et les performances de modèles afin de limiter les biais liés des échelles fines. En conclusion, l'imagerie thermique MODIS n'est pas totalement adaptée à l'échelle locale pour la modélisation des températures et l'étape suivante a été d'aborder une approche régionalisée.

La quatrième partie a eu pour objectif de développer, avec une approche régionale, une **méthode d'identification de structures thermiques à partir des températures de surface modélisées**. A partir des résolutions testées et des conclusions de la seconde partie, les températures de surface minimales et maximales hebdomadaires ont été modélisées à 500 m sur la Gironde pour la période 2012-2018. Les modélisations ont permis d'identifier la variabilité thermique régionale en fonction des facteurs topographiques. Suivant la méthode Self-Organizing Map, des structures thermiques ont été caractérisées à partir des températures minimales et maximales. Premièrement, 16 unités SOM ont permis de classer chaque pixel selon sa variabilité minimale et maximale saisonnière et selon ses voisins. Les unités ont été cartographiées permettant ainsi d'identifier des structures spatiales aux profils thermiques significativement différents. Chaque unité a été comparée aux autres en analysant la variabilité des températures minimales et maximales. L'objectif a été d'identifier si les valeurs ont été plus basses ou plus élevées que la médiane des unités. Deuxièmement, ces unités ont été utilisées pour définir des clusters (au nombre variable selon les années suivant une classification hiérarchique). Des structures thermiques, telles que le littoral, le nord de la forêt des Landes ou la zone de production viticole ont été identifiées sur plusieurs années. L'analyse statistique des variables topographiques a permis de démontrer leur influence sur la variabilité des températures, et donc sur la séparabilité des clusters. Les clusters ont permis de caractériser des structures régionales moyennes tandis que la variabilité intra-cluster a pu être analysée à partir des unités. Cependant, la représentation des variabilités locales reste limitée par plusieurs facteurs tels que la résolution des modélisations et les effets liés aux types de surface diversifiés. En conclusion, cette approche a démontré de premiers résultats encourageants à l'échelle régionale permettant d'identifier des structures thermiques saisonnières par les clusters et de caractériser la variabilité à plus fine échelle avec les unités SOM.

Avec une approche multi-échelles, a donc eu pour objectif de démontrer la potentialité des images satellites thermiques en modélisation climatique. La méthodologie a été appliquée en deux étapes pour évaluer les potentialités à l'échelle locale puis à l'échelle régionale. Les résultats ont permis d'identifier une résolution spatiale optimale de 500 m, voire de 250 m, pour utiliser les températures de surface MODIS modélisées et de limiter les biais. D'une part, l'approche par *Support Vector Regression* à partir de variables topographiques a mis en évidence son intérêt pour la descente d'échelle des températures de surface, notamment à l'échelle régionale. La modélisation à partir des variables topographiques a permis d'affiner la résolution spatiale ainsi que de cartographier la variabilité des températures. D'autre part, l'approche par *Self-Organizing Map* a démontré que l'utilisation des températures de surface modélisées a été pertinente pour caractériser des structures thermiques régionales. La variabilité des températures minimales et maximales à l'échelle régionale a permis d'identifier des structures spatiales saisonnières. La combinaison de ces approches a été une manière d'explorer

les températures de surface en modélisation climatique, permettant ainsi de positionner leurs atouts et leurs limites pour de futures applications.

Néanmoins, les températures de surface utilisées ont soulevé plusieurs limites telles que : 1) une résolution spatiale ne permettant pas d'atteindre des modélisations aux échelles fines, 2) des séries temporelles incomplètes à l'échelle journalière nécessitant des reconstructions statistiques robustes, et 3) un manque d'information sur les surfaces modélisées (occupation du sol, végétation, etc) entraînant des difficultés d'apprentissage des modèles.

La première perspective aborde les **verrous méthodologiques** de modélisation soulevés dans cette thèse. Les températures de surface ont été évaluées à partir des températures de l'air à l'échelle locale avec des capteurs installés dans la canopée. A l'échelle régionale, les variabilités des températures de surface nécessitent d'être évaluées à partir de stations météorologiques permettant de couvrir une plus large zone mais avec densité plus faible. Une première étape serait d'appliquer les approches de modélisation puis de clustering au réseau de stations météorologiques de la Gironde (Bois, 2007) et de comparer les résultats obtenus. Une seconde étape consisterait à tester cette approche à d'autres régions viticoles, telle que la Champagne qui détient un réseau de stations météorologiques géré par le CIVC. Nous n'avons pas cherché à obtenir des valeurs de températures identiques entre ces deux données, mais à caractériser des tendances communes (effets de la topographie, structures thermiques, variabilités saisonnières, etc.). Une meilleure compréhension de la variabilité des températures de surface nécessite plusieurs éléments : 1) connaître les tendances climatiques locales, 2) utiliser des prédictors topographiques à une résolution permettant de limiter les biais et 3) mobiliser des variables environnementales supplémentaires pour expliquer les variabilités. Dans cette thèse nous avons souhaité analyser uniquement les températures de surface journalières et hebdomadaires à partir de la topographie pour déterminer une échelle d'application et une résolution spatiale les plus pertinentes. La méthode de modélisation utilisée s'inscrit dans la continuité des travaux antérieurs, néanmoins, de nombreuses méthodes sont mieux adaptées aux températures de surface telles que des méthodes de reconstruction temporelle, de descente d'échelle ou spatio-temporelle et offrent de nombreuses possibilités d'application (*section 2.4.4*).

La deuxième perspective concerne l'utilisation couplée des températures de surface avec **d'autres types de données dérivées de la télédétection**. En effet les températures de surface sont corrélées avec des données telles que l'émissivité, l'évapotranspiration, les précipitations, l'humidité relative (Courault *et al.*, 2005 ; Olioso *et al.*, 2013 ; Mira *et al.*, 2016 ; Neinavaz *et al.*, 2021). Cependant, ces interactions sont d'abord dépendantes des types de surface, qui nécessitent d'être pris en compte. Dans les perspectives proches, deux types de données sont à explorer tels que l'occupation des sols et le développement de la végétation. La température de surface varie en fonction du type d'**occupation du sol**, d'autant plus pour la modélisation à l'échelle régionale qui regroupe des surfaces urbanisées, des surfaces en forêts et des surfaces de cultures. L'occupation du sol est facilement intégrable dans le processus de modélisation par des classifications précises à l'échelle de la France (Produit Theia OSO), ou avec une couverture européenne (Corine Land Cover). Sous forme de données factorielles, des méthodes supervisées peuvent permettre de faire le lien entre les données de température et chaque

Conclusion Générale et perspectives

occupation du sol. En parallèle, des données sur le suivi et le développement de la **végétation** pourraient améliorer la modélisation des températures de surface, en raison de leur relation largement étudiée. Pour la modélisation climatique de terroirs viticoles, ou plus largement des agrosystèmes, les données à haute résolution dérivée de la télédétection optique telles que les indices de végétations pourraient permettre le suivi de la croissance végétative des couverts en lien avec les variabilités thermiques.

La troisième perspective est **spécifique à la viticulture** et plus précisément à l'application de cette démarche pour la profession viticole. Cette approche, encore exploratoire, nécessite d'être plus robuste dans la perspective d'utilisation par la profession viticole. A ce jour, les limites sont principalement liées aux **résolutions spatiales** des températures de surface qui engendrent des biais en modélisation. Dans les prochaines années, les nouvelles missions spatiales portées sur l'acquisition de données thermiques pourront répondre à ces besoins. En particulier, la mission franco-indienne Trishna prévue en 2025 qui procurera des données à 60m de résolution spatiale avec 3 acquisitions par semaine. L'amélioration de ces résolutions permettra de mieux caractériser la **variabilité saisonnière** aux échelles fines mais aussi d'analyser les impacts des **événements extrêmes** (sécheresse, stress hydrique, etc) impactant les surfaces agricoles. Les potentialités d'applications pour la filière viticole sont nombreuses notamment dans le contexte du changement climatique et de l'élaboration de mesures d'adaptation. Les températures de surface modélisées à l'échelle des vignobles pourraient permettre de suivre les effets du changement climatique sur le développement de la vigne, et d'adapter les pratiques viticoles telles que l'irrigation ou la gestion des maladies par la caractérisation du bilan hydrique ou de l'évapotranspiration. Par ailleurs, ces données pourront être mobilisées dans le cadre de la descente d'échelle des scénarios du changement climatique. D'une manière générale, la profession viticole a besoin de données aux échelles fines et de méthodes reproductibles de manière à couvrir l'ensemble des régions viticoles et les potentielles zones de production.

Pour conclure, les futures missions spatiales portées sur l'acquisition de données thermiques, pourront s'appuyer sur les apports et les limites soulevés dans cette étude. La modélisation climatique appliquée aux territoires viticoles, pourrait envisager de couvrir de larges zones d'étude ainsi que d'utiliser une approche reproductible à partir des séries temporelles de températures de surface qui seront à de meilleures résolutions spatiales. Les perspectives des données et des approches mobilisées dans cette thèse sont nombreuses ainsi que les potentialités d'application. En effet, cette thèse a porté sur l'étude d'une culture spécifique mais la démarche générale pourra, plus largement, être transposable aux autres cultures. Dans cette perspective, des outils d'aide à la décision, s'appuyant sur ces potentialités, pourront être élaborés pour répondre aux besoins des professions agricoles face aux impacts du changement climatique.

ANNEXES

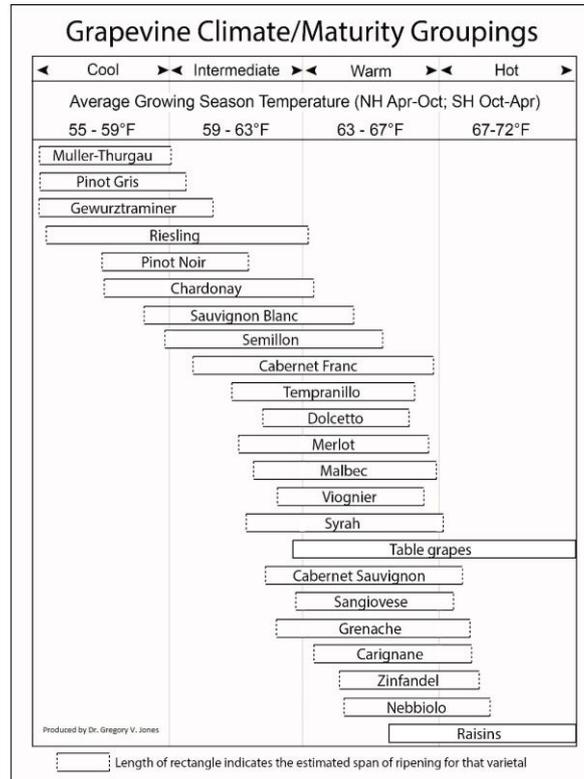
Annexe 1. Infographie “Do we understand climate change better than when the IPCC started?” (IPCC, 2021)

FAQ 1.1: Do we understand climate change better than when the IPCC started?

Yes. Between 1990 and 2021, observations, models and climate understanding improved, while the dominant role of human influence in global warming was confirmed.



Annexe 2. Groupements climat-maturité basés sur les températures moyennes de la saison de croissance. Les barres horizontales représentent la fourchette de températures à laquelle chaque variété est connue pour mûrir et produire des vins de qualité élevée à supé



Annexe 3. Corine land cover classes (2018, source Land Copernicus)



Annexes

Annexe 4. Indices bioclimatiques basés sur des cumuls de température à l'échelle de la saison végétative de la vigne

Indice	Classes	Valeurs
Winkler (WI) Amerine & Winkler, 1944 $WI = \sum_{t_2}^{t_1} (T_{mean} - 10)$ <i>t1-t2</i> : HS (31 octobre - 1 avril) ; HN (1 ^{er} avril – 31 octobre)	I	<1371
	II	1371-1646
	III	1650-1926
	IV	1927-2205
	V	>2205
Huglin (HI) Huglin, 1978 $HI = \sum_{t_2}^{t_1} \left[\frac{(T_{mean} - 10) + (T_{max} - 10)}{2} \right] * k$ <i>t1-t2</i> : HS (31 septembre - 1 avril) ; HN (1 ^{er} avril – 30 septembre)	Very Warm	IH >3000
	Warm	2400 <IH<3000
	Warm Temperate	2100 <IH<2400
	Temperate	1800 <IH<2100
	Cool	1500 <IH<1800
	Very Cool	IH < 1500
k coefficient : durée du jour en fonction de la latitude	$\leq 40^{\circ}00$: 1.00 ; $40^{\circ}01 - 42^{\circ}00$: 1.02 ; $42^{\circ}01 - 44^{\circ}00$: 1.03 ; $44^{\circ}01 - 46^{\circ}00$: 1.04 ; $46^{\circ}01 - 48^{\circ}00$: 1.05 ; $48^{\circ}01 - 50^{\circ}00$: 1.06	
Cool Night (CI) Tonietto and Carbonneau, 2004 $CI = \text{average}(T_{min})$ Moyenne des minimales du dernier mois de la saison végétative	Warm nights	IF > 18°C
	Temperate nights	14°C <IF < 18°C
	Cool nights	12°C <IF < 14°C
	Very cool nights	IF < 12°C

Annexe 5. Superficies VQPRD / AOC / AOP (**), Source D.G.D.D.I., Unité : milliers d'ha (France Agrimer, 2019)

	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
France	474	470,2	461,5	444	447,7	447,2	444,1	441,2	446,6	446	442,6
Aquitaine	139,7	135,4	135	129,5	131,1	131,8	130,4	129	128,4	130,5	129,9
Gironde	119,4	118	115,4	110,7	112,9	113,7	112,6	111,5	111,1	112,8	112,6

Annexe 6. Superficie par cépages en Aquitaine. Les données se réfèrent au vignoble de cuve planté à l'issue de la Campagne 2018-2019 (DGDDI extraction CVI 25/11/2019, CIVB 2022)

TOTAL NOIRS	122 638	109 024
MERLOT N	78 200	71 789
CABERNET SAUVIGNON N	26 125	23 789
CABERNET FRANC N	12 052	9 587
COT N	2 585	1 995
PETIT VERDOT N	1 181	1179
TOTAL BLANCS	23 653	13 323
SEMILLON B	9 979	6 275
SAUVIGNON B	7 975	5 855
MUSCADELLE B	1 176	725
COLOMBARD B	1 171	120
GROS MANSENG B	1126	31
PETIT MANSENG B	925	16
UGNI BLANC B	560	287
	BACO BLANC B 295	ITALIA B ITALIA B

Annexe 7. Article ADVICLIM : "Variabilité de la température durant les nuits de gel des mois d'avril et mai 2019 et durant la vague de chaleur de juin 2019 dans la région viticole de l'Entre-Deux-Mers

Variabilité de la température durant les nuits de gel des mois d'avril et mai 2019 et durant la vague de chaleur de juin 2019 dans la région viticole de l'Entre-Deux-Mers

Gwenaël Morin, Hervé Quéno, Renan Le Roux, Laure de Rességuier, Cornelis van Leeuwen et Nathalie Ollat

Contacts : gwenael.morin@univ-rennes2.fr ; herve.quenol@univ-rennes2.fr

La première moitié de l'année 2019 a été marquée en France par des phénomènes atmosphériques extrêmes pouvant entraîner d'importants dégâts dans les vignobles. En 2019, dans le cadre du projet de recherche AVVENIR¹, 20 capteurs de température ont été installés dans la région viticole de l'Entre-Deux-Mers. Ces capteurs enregistrent les températures minimales et maximales selon un pas de temps horaire et ont été installés dans la vigne à une hauteur de 1m50 du sol. L'objectif est d'étudier la variabilité spatiale des températures en fonction des caractéristiques locales (ex : altitude, pente, exposition, ...)

- **Gelées de printemps**

Le printemps 2019 a été marqué par des gelées printanières plus ou moins fortes selon les caractéristiques topographiques des vignobles : températures minimales les plus basses en fond de vallée c'est-à-dire dans les secteurs d'accumulation d'air froid. Les nuits gélives du 12 et du 13 avril 2019 sont caractérisées par des conditions anticycloniques, un ciel clair et un vent très faible favorisant ainsi un refroidissement nocturne de type radiatif. La nuit du 11 au 12 avril 2019, les températures minimales enregistrées dans le vignoble par le réseau de capteurs vont de -0,7°C (en fond de vallée) à +4,7°C (plateau avec altitude la plus élevée par rapport à l'ensemble du réseau de mesures). Les températures minimales de la nuit du 12 au 13 avril vont de -1,8°C à 3,3°C avec une répartition spatiale similaire à la nuit précédente (figure 1).

Les températures du mois de mai ont été inférieures aux normales saisonnières et des gelées exceptionnellement tardives se sont produites les nuits des 5 et 6 mai 2019. "Sous l'influence de hautes pressions atlantiques et d'un axe dépressionnaire entre la Scandinavie et la Méditerranée, un flux de nord s'est établi sur la France du 4 au 7 mai provoquant une forte chute des températures sur l'ensemble du pays et le retour de gelées très tardives" (Météo-France²). Dans le vignoble, les températures minimales du 5 mai 2019 ont atteint -1,3°C dans les parties "basses" et aux alentours de 2°C sur les parties "hautes". Le 6 mai, les écarts ont été plus importants, allant de -1,3°C à 4,3°C mais toujours avec la même répartition spatiale (figure 2). Des dégâts liés à ces différents épisodes de gelées printanières ont été observés dans les parties "basses" des vignobles ou en amont d'obstacles favorisant l'accumulation et la stagnation d'air froid.

¹ "Adaptation de la filière vigne et vin aux enjeux environnementaux - Innovations et Recherche". Projet coordonné par Nathalie Ollat (UMR 1287 EGFV-INRA) et financé par le CIVB.

² <http://www.meteofrance.fr/climat-passe-et-futur/bilans-climatiques/bilan-2019/bilan-climatique-du-printemps#contraste>



Ces résultats ont montré une forte influence de la topographie sur la répartition des températures minimales et par conséquent, une forte variabilité spatiale du risque gélif.

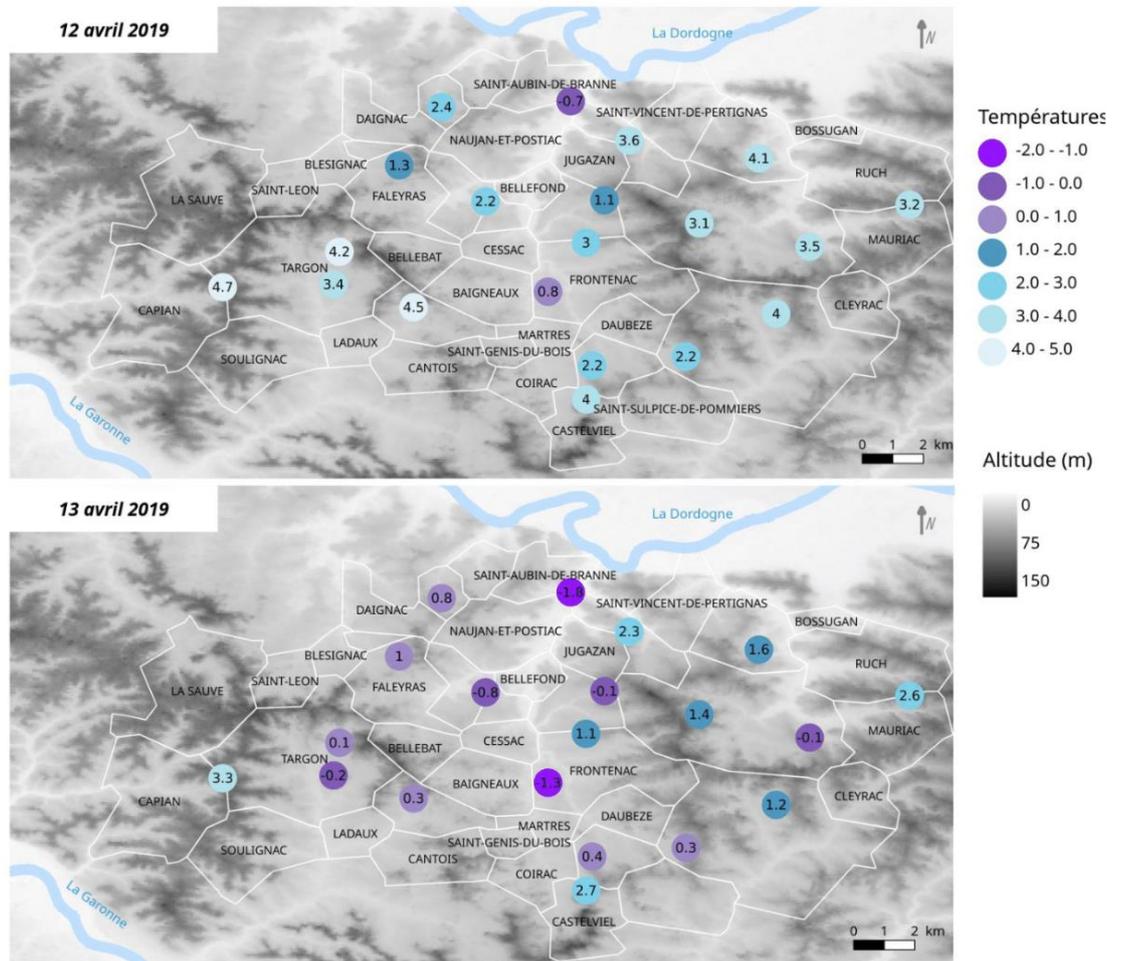


Figure 1 : Températures minimales les 12 et 13 avril 2019 dans le Nord de la région viticole de l'Entre-Deux-Mers



Annexes

températures plus élevées de 1°C à 3°C par rapport à des mesures effectuées avec une station météorologique classique.

Cet épisode n'a pas engendré de dégâts importants dans cette zone d'étude contrairement à la région du sud-est de la France où les températures extrêmes ont largement dépassées les 40°C, entraînant de gros dégâts d'échaudages sur grappes et des dessèchements des feuilles.

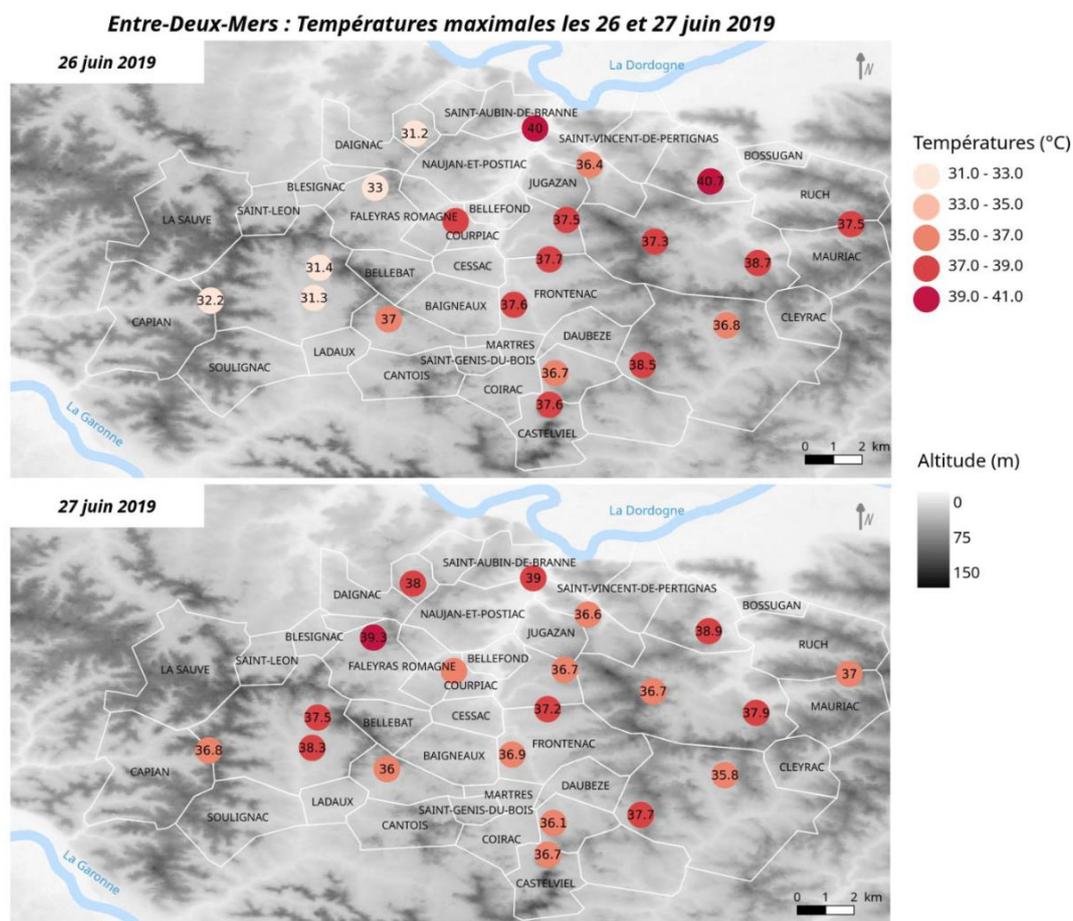


Figure 3 : Températures maximales les 26 et 27 juin 2019 dans le Nord de la région viticole de l'Entre-Deux-Mers



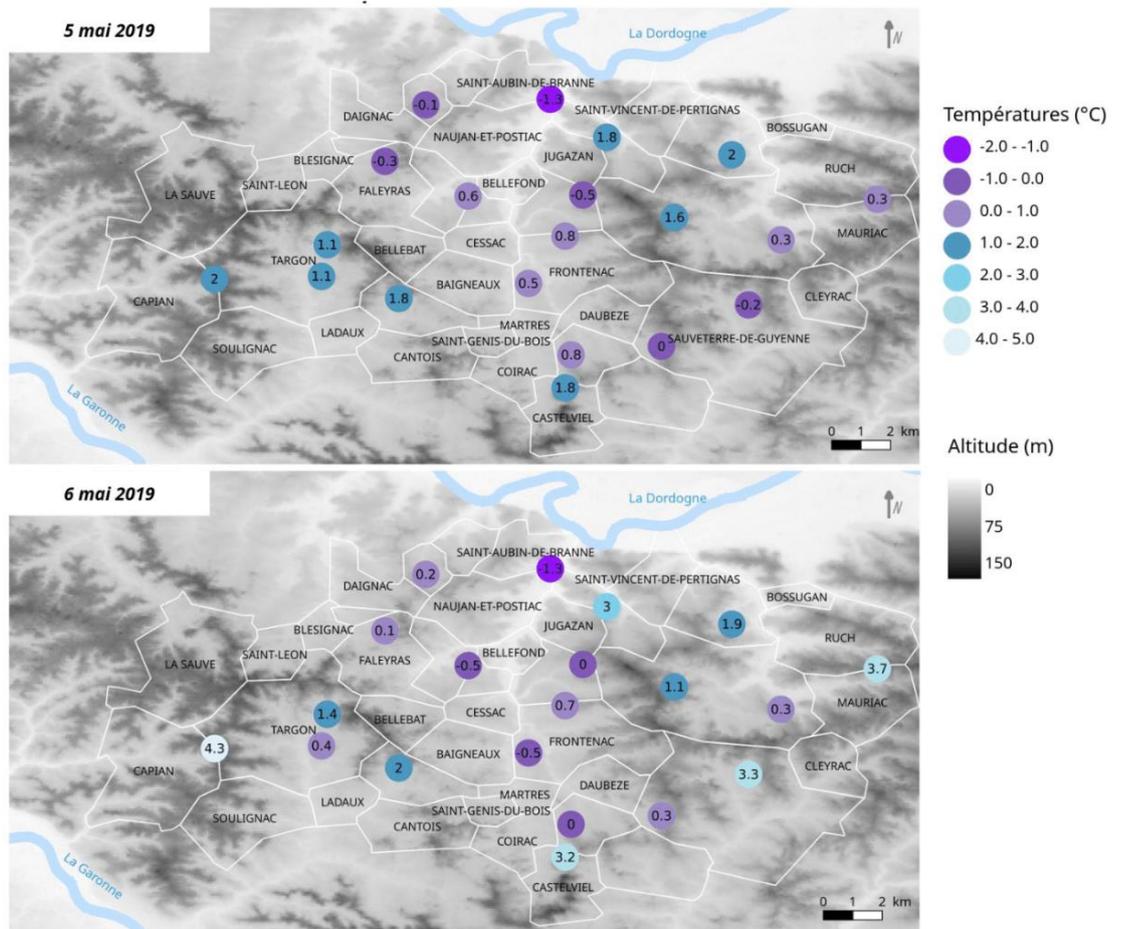


Figure 2 : Températures minimales les 5 et 6 mai 2019 dans le Nord de la région viticole de l'Entre-Deux-Mers

- **Vague de chaleur**

La dernière semaine de juin 2019 a été marquée par une vague de chaleur importante liée à des remontées d'une masse d'air très chaud en provenance de l'Afrique du Nord et de l'Espagne. Les températures maximales les plus élevées ont été relevées les 26 et 27 juin 2019. Le 26 juin 2019, les températures maximales enregistrées par les capteurs vont de 31,2°C à 40,7°C avec les valeurs les plus faibles sur la partie Ouest du site. Le 27 juin 2019, les températures maximales vont de 36°C à 39,3°C mais avec un gradient Ouest-Est, même si les valeurs les plus élevées ont souvent été relevées dans les parties "basses" et relativement plus abritées du vignoble (figure 3). Il faut préciser que ces températures ont été relevées avec des capteurs situés dans la végétation, qui affichent en été des



Annexe 8. Caractéristiques du capteur MODIS

Orbit	705 km, 10:30 a.m. descending node (Terra) or 1:30 p.m. ascending node (Aqua), sun-synchronous, near-polar, circular
Scan Rate	20.3 rpm, cross track
Swath Dimensions	2330 km (cross track) by 10 km (along track at nadir)
Telescope	17.78 cm diam. off-axis, afocal (collimated), with intermediate field stop
Size	1.0 x 1.6 x 1.0 m
Weight	228.7 kg
Power	162.5 W (single orbit average)
Data Rate	0.6 Mbps (peak daytime); 6.1 Mbps (orbital average)
Quantization	12 bits
Spatial Resolution	250 m (bands 1-2), 500 m (bands 3-7), 1000 m (bands 8-36) Design Life:6 years

Annexe 9. Caractéristiques des 32 bandes spectrales MODIS

Primary Use	Band	Bandwidth	Spectral Radiance ⁹	Required SNR ¹⁰
Land/Cloud/Aerosols / Boundaries	1	620 - 670 nm	21.8	128
	2	841 - 876 nm	24.7	201
Land/Cloud/Aerosols /Properties	3	459 - 479 nm	35.3	243
	4	545 - 565 nm	29.0	228
	5	1230 - 1250 nm	5.4	74
	6	1628 - 1652 nm	7.3	275
	7	2105 - 2155 nm	1.0	110
Ocean Color/ Phytoplankton/ Biogeochemistry	8	405 - 420 nm	44.9	880
	9	438 - 448 nm	41.9	838
	10	483 - 493 nm	32.1	802
	11	526 - 536 nm	27.9	754

⁹ Spectral Radiance values are (W/m² -μm-sr)

¹⁰ SNR = Signal-to-noise ratio

	12	546 - 556 nm	21.0	750
	13	662 - 672 nm	9.5	910
	14	673 - 683 nm	8.7	1087
	15	743 - 753 nm	10.2	586
	16	862 - 877 nm	6.2	516
Atmospheric Water Vapor	17	890 - 920 nm	10.0	167
	18	931 - 941 nm	3.6	57
	19	915 - 965 nm	15.0	250
Primary Use	Band	Bandwidth	Spectral Radiance	Required NE[Δ]T(K) ¹¹
Surface/Cloud Temperature	20	3.660 - 3.840 μm	0.45(300K)	0.05
	21	3.929 - 3.989 μm	2.38(335K)	0.20
	22	3.929 - 3.989 μm	0.67(300K)	0.07
	23	4.020 - 4.080 μm	0.79(300K)	0.07
Atmospheric Temperature	24	4.433 - 4.498 μm	0.17(250K)	0.25
	25	4.482 - 4.549 μm	0.59(275K)	0.25
Cirrus Clouds Water Vapor	26	1.360 - 1.390 μm	6.00	150(SNR)
	27	6.535 - 6.895 μm	1.16(240K)	0.25
	28	7.175 - 7.475 μm	2.18(250K)	0.25
Cloud Properties	29	8.400 - 8.700 μm	9.58(300K)	0.05
Ozone	30	9.580 - 9.880 μm	3.69(250K)	0.25
Surface/Cloud Temperature	31	10.780 - 11.280 μm	9.55(300K)	0.05
	32	11.770 - 12.270 μm	8.94(300K)	0.05

Cloud Top Altitude	33	13.185 - 13.485 μm	4.52(260K)	0.25
	34	13.485 - 13.785 μm	3.76(250K)	0.25
	35	13.785 - 14.085 μm	3.11(240K)	0.25
	36	14.085 - 14.385 μm	2.08(220K)	0.35

¹¹ NE(Δ)T = Noise-equivalent temperature difference

Annexes

*Annexe 10. Scientific Data Sets M*D11A1*

SDS Name	Long Name	Number Type	Unit	Valid Range	Fill Value	scale factor	add offset
LST_Day_1km	Daily daytime 1km grid LST	uint16	K	7500-65535	0	0.02	0.0
QC_Day	Quality control for daytime LST and emissivity	uint8	none	0-255	NA	NA	NA
Day_view_time	(local solar) Time of daytime LST observation	uint8	hrs	0-240	255	0.1	0
Day_view_angl	View zenith angle of daytime LST	uint8	deg	0-130	255	1.0	-65.0
LST_Night_1km	Daily nighttime 1km grid LST	uint16	K	7500-65535	0	0.02	0.0
QC_Night	Quality control for nighttime LST and emissivity	uint8	none	0-255	NA	NA	NA
Night_view_time	(local solar) Time of nighttime LST observation	uint8	hrs	0-240	255	0.1	0
Night_view_angl	View zenith angle of nighttime LST	uint8	deg	0-130	255	1.0	-65.0
Emis_31	Band 31 emissivity	uint8	none	1-255	0	0.002	0.49
Emis_32	Band 32 emissivity	uint8	none	1-255	0	0.002	0.49
Clear_day_cov	day clear-sky coverage	uint16	none	1- 65535	0	0.0005	0.
Clear_night_cov	night clear-sky coverage	uint16	none	1- 65535	0	0.0005	0.

*Annexe 11. Scientific Data Sets M*D11A2*

SDS Name	Long Name	Number Type	Unit	Valid Range	Fill Value	scale factor	add offset
LST_Day_1km	8-day daytime 1km grid LST	uint16	K	7500-65535	0	0.02	0.0
QC_Day	Quality control for daytime LST and emissivity	uint8	none	0-255	NA	NA	NA
Day_view_time	Average time of daytime LST observation	uint8	hrs	0-240	255	0.1	0
Day_view_angl	Average view zenith angle of daytime LST	uint8	deg	0-130	255	1.0	-65.0
LST_Night_1km	8-day nighttime 1km grid LST	uint16	K	7500-65535	0	0.02	0.0
QC_Night	Quality control for nighttime LST and emissivity	uint8	none	0-255	NA	NA	NA
Night_view_time	Average view zenith angle of nighttime LST	uint8	hrs	0-240	255	0.1	0
Night_view_angl	View zenith angle of nighttime LST	uint8	deg	0-130	255	1.0	-65.0
Emis_31	Band 31 emissivity	uint8	none	1-255	0	0.002	0.49
Emis_32	Band 32 emissivity	uint8	none	1-255	0	0.002	0.49
Clear_day_cov	the days in clear-sky conditions and with validate LSTs	uint8	none	1-255	0	NA	NA
Clear_night_cov	the nights in clear-sky conditions and with validate LSTs	uint8	none	1-255	0	NA	NA

Région viticole de Entre Deux Mers : Bilan climatique 2019



Gwenaël Morin (gwenael.morin@univ-rennes2.fr), Hervé Quénol, Pierre-Gilles Lemasle,
Nathalie Ollat, Cornelis Van Leeuwen, Laure de Rességuier, Renan Le Roux
04 mars 2020



Table des matières

1. Contexte générale de l'étude	1
2. Bilan climatique général de l'année 2019	1
3. Analyse des températures journalières enregistrées par le réseau de capteurs	3
4. Analyse des données enregistrées sur le point de mesures X01	5
4.1. Températures journalières et mensuelles	5
4.2. Indices bioclimatiques	7
i. Degrés jours/Indice de Winkler	7
ii. Indice de Huglin	9



1. Contexte générale de l'étude

Cette étude est réalisée dans le cadre du projet de recherche AVVENIR « Adaptation de la filière vigne et vin aux enjeux environnementaux - Innovations et Recherche » coordonné par Nathalie Ollat (UMR 1287 EGFV-INRA) et financé par le CIVB. Ce projet a pour objectif de produire des connaissances sur l'étendue des effets du changement climatique (principalement de l'élévation des températures) sur la composition des raisins et des vins et de mieux caractériser la variabilité des températures à une échelle fine pour l'ensemble de la Gironde viticole. Pour cela, un réseau de 20 capteurs enregistrant la température a été installé dans les vignobles de « l'Entre deux Mers ». Ces capteurs ont été installés à hauteur moyenne de la vigne (1m50 du sol) en fonction des facteurs locaux (ex : altitude, pente, exposition, ...) susceptibles de générer une forte variabilité spatiale des températures (Figures 1 et 2). Dans le contexte du changement climatique, où les incertitudes sur l'évolution future du climat sont nombreuses, la connaissance du climat local peut être un apport pour définir des méthodes d'adaptation au changement climatique futur. La forte variabilité spatiale du climat sur des espaces très restreints engendrée par les facteurs locaux sont du même ordre voire supérieur à l'augmentation de température simulée par les différents scénarios du changement climatique à horizon 2050 et 2100. Il paraît donc indispensable de prendre en compte le climat à l'échelle de la parcelle viticole pour mettre en place des stratégies d'adaptation raisonnée au changement climatique.

2. Bilan climatique général de l'année 2019

L'année 2019 a été caractérisée par une saison végétative chaude et bien ensoleillée mais aussi marquée par des épisodes d'extrêmes thermiques (gelées de printemps et vagues de chaleur) ayant eu des impacts sur la vigne. En comparant à la moyenne entre 1989 et 2018, la durée d'ensoleillement a été supérieure de plus de 200 heures¹. La température moyenne a été supérieure de +0,4°C avec plusieurs épisodes gélifs printaniers tardifs (ex : nuit du 5 au 6 mai 2019) et surtout deux périodes de fortes chaleurs en juin et juillet avec des températures maximales dépassant les 40°C (41,8°C le 23 juillet 2019). Les précipitations durant la saison végétative ont été déficitaires (339mm par rapport à 388mm sur la période 1989-2018). Dans le contexte de l'évolution climatique, l'année 2019 illustre de nouveau la tendance observée ces dernières années, c'est-à-dire, des millésimes de plus en plus chauds et secs marqués par des extrêmes climatiques intenses².

¹ Données issues de la station météorologique de Villenave d'Ornon.

² Voir « 2019 : Un millésime ensoleillé, chaud et sec », Neethling et Quénot, Revue des Œnologues, N°174, Janvier 2020.



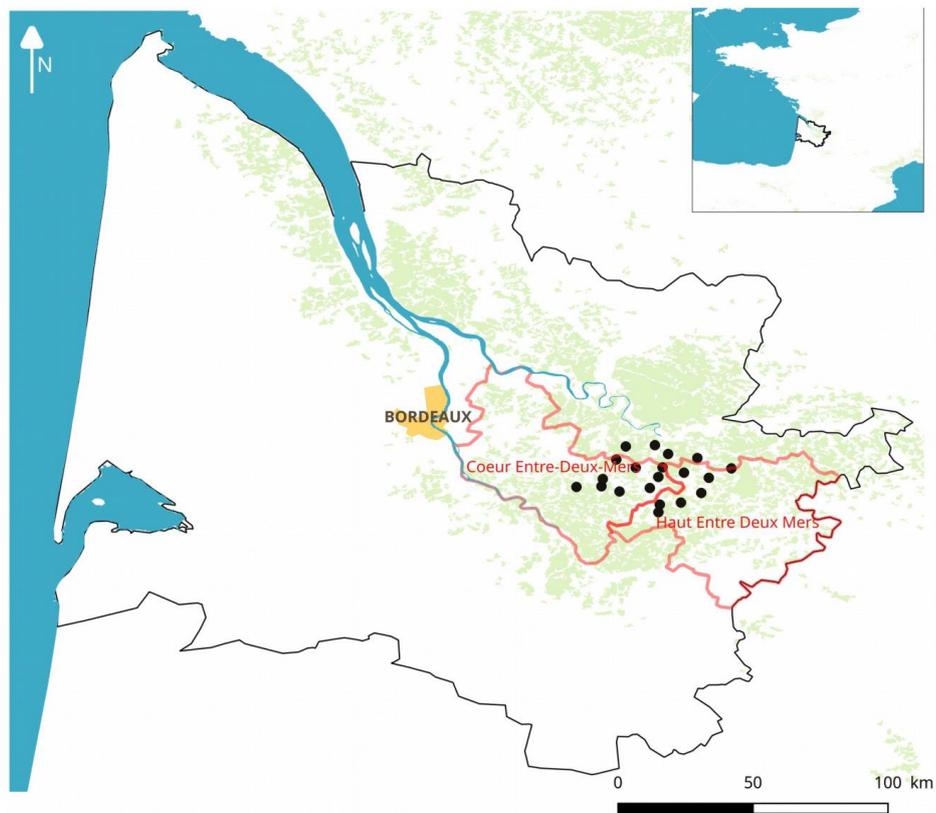


Figure 1: Localisation du site d'étude (limite de l' Entre Deux Mers , en rouge) et des capteurs enregistrant la température (en noir)



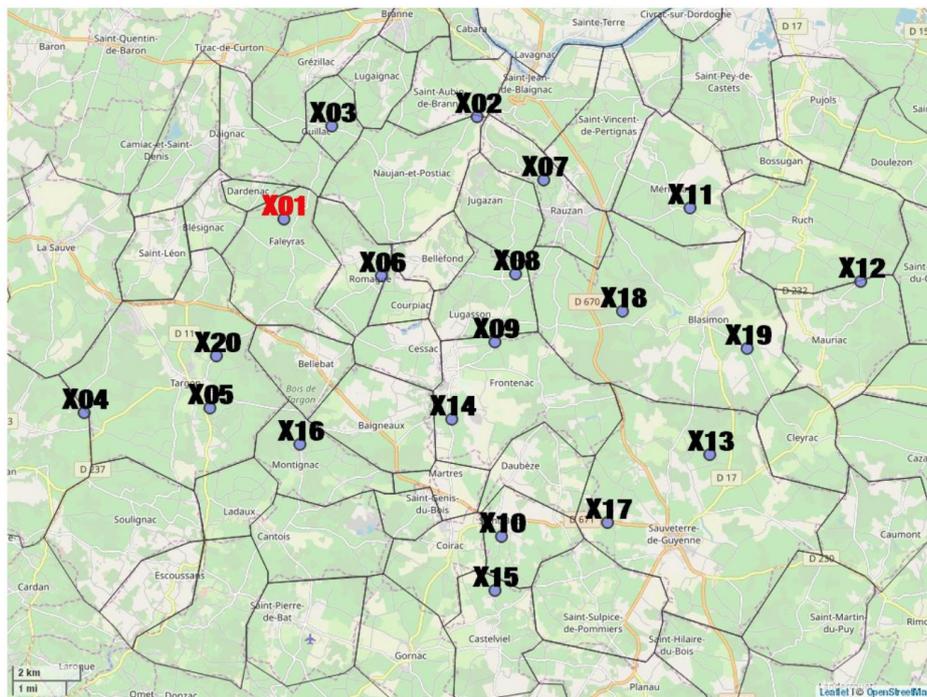


Figure 2: Position et noms des capteurs à travers le site d'étude

3. Analyse des températures journalières enregistrées par le réseau de capteurs

Comme indiqué ci-dessus, la saison végétative 2019 (avril à octobre) a été marquée par une température moyenne relativement élevée et des épisodes de gelées printanières tardives et des vagues de chaleur ayant occasionnées localement des dommages pour la vigne.

La température moyenne saisonnière a été de 18,7°C. La variabilité spatiale de la température moyenne varie entre 18,0°C et 19,2°C entre les parties XXX du site d'étude. La température minimale moyenne saisonnière a été de 11,6°C et varie entre 10,6° et 12,5°. La température maximale moyenne a été de 25,8°C avec des valeurs très élevées en juin (27,4°C) et juillet (31,8°C) (Tableau 1 et Figure 3). Plusieurs gelées printanières se sont produites dans les vignobles de l'Entre deux Mers. Ces gelées ont été plus ou moins fortes selon les caractéristiques topographiques des vignobles : températures minimales les plus basses en fond de vallée c'est-à-dire dans les secteurs d'accumulation d'air froid. Par exemple, la nuit du 12 au 13 avril 2019, les températures minimales enregistrées dans le vignoble par le réseau de capteurs ont été de -



1,8°C (en fond de vallée, point X02 sur la figure 2) à +3,3°C (plateau avec altitude la plus élevée par rapport à l'ensemble du réseau de mesures, point X04). Deux épisodes très tardifs se sont produits les 5 et 6 mai 2019 avec des températures minimales inférieures à -1°C dans les parties basses du vignoble (point X02) ([voir compte rendu](#)). Les températures maximales journalières enregistrées de mi-juin à fin juillet 2019 ont toujours été supérieures à 30°C (hormis quelques journées) sur l'ensemble des points de mesures. Lors des vagues de chaleur de fin juin 2019 et de fin juillet 2019, les températures maximales ont dépassées 40°C sur certains points de mesures. Le 26 juin 2019, les températures maximales enregistrées par les capteurs vont de 31,2°C à 40,7°C avec les valeurs les plus faibles sur la partie Ouest du site (points X01, X03, X04, X05 et X20). Le 27 juin 2019, les températures maximales vont de 36°C à 39,3°C avec des valeurs plus élevées dans les parties "basses" et relativement plus abritées (point X01, X05, X11 et X19). La vague de chaleur du 23 au 25 juillet 2019 a été plus courte mais avec des températures maximales plus élevées dépassant 40°C sur plusieurs points de mesures (Figure 3 ; [voir compte rendu](#)).

Tableau I: Moyennes des températures mensuelles minimales (bleue), maximales (rouge) et moyennes (en orange)

T°C	avr.	mai	juin	juil.	août	sept.	oct.	Moyenne
Min	6.6	8.4	13.2	15.7	14.6	11.6	11.1	11.6
Max	18.8	21.6	27.4	31.8	30.7	27.7	22.2	25.8
Moy	12.7	15.0	20.3	23.8	22.6	19.7	16.7	18.7

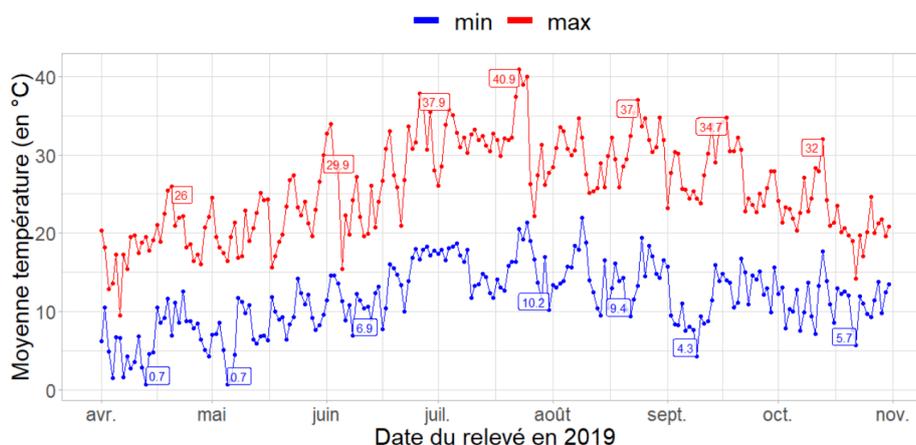


Figure 3: Températures journalières minimales (courbe bleue) et maximales (courbe rouge) moyennes (moyenne des 20 capteurs)



4. Analyse des données enregistrées sur le point de mesures X01

4.1. Températures journalières et mensuelles

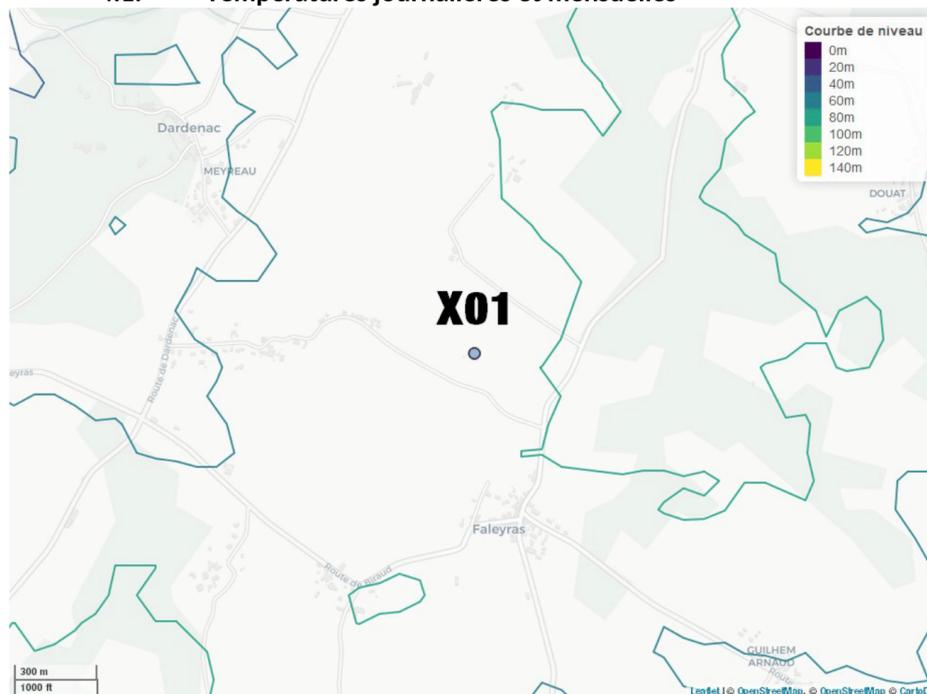


Figure 4: Position du capteur X01 dans le site d'étude, et courbes de niveau (en mètres)

Tableau II: Informations topographiques du capteur X01

Altitude	Pente	Longitude (x)	Latitude (y)
76m	1.47°	-0.23	44.78

Les températures moyennes mensuelles durant la saison végétative ont été de 19.2°C (température moyenne), de 11.5°C (température minimale) et de 26.8°C (température maximale). En comparaison avec la moyenne des 20 capteurs, ces valeurs sont plus élevées pour la température moyenne (+0,5°C) et pour la température maximale (+1,1°C) et légèrement plus basses pour la température minimale (-0,1°C) (Tableau 1 et 3). Au cours des épisodes gélifs d'avril 2019, aucune valeur négative n'a été enregistrée sur ce point de mesure. Par contre, la nuit du 4 au 5 mai 2019, la température minimale a été de -0,3°C (Figure 5). Lors des vagues de chaleur de l'été 2019, les températures maximales ont été plus élevées de 1 à 3°C par rapport à la moyenne de tous les points de mesures et la température maximale a été de 42,9°C le 25 juillet 2019 (Figure 5).



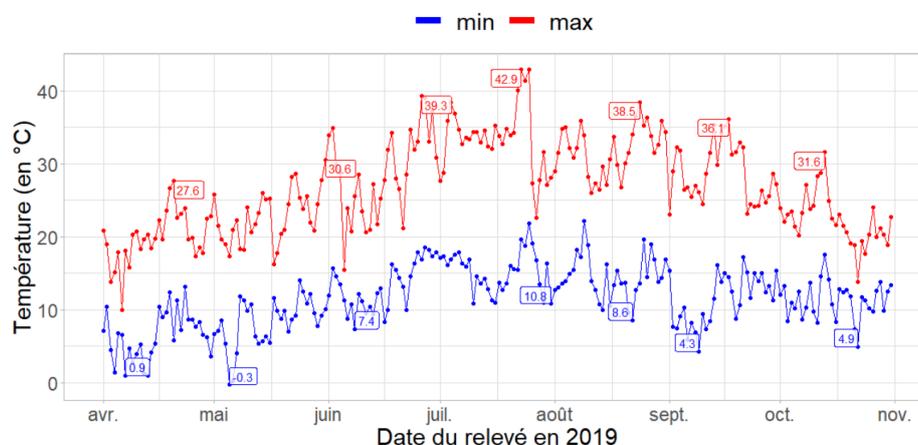


Figure 5: Températures journalières minimales (courbe bleue) et maximales (courbe rouge) moyennes enregistrées par le capteur X01 (en °C)

Tableau III: Moyennes des températures maximales et minimales au capteur X01 et sur l'ensemble du site EDM en fonction des mois (en °C)

T°C	avr.	mai	juin	juil.	août	sept.	oct.	Moyenne
Min	6.5	8.2	13.2	15.3	14.5	11.4	11.3	11.5
Max	19.9	22.8	28.6	33.5	32.0	28.7	22.3	26.8
Moy	13.2	15.5	20.9	24.4	23.2	20.1	16.8	19.2

Les maximales plus élevées et les minimales similaires ont engendré une amplitude thermique journalière plus importante par rapport à l'amplitude moyenne de l'ensemble des points de mesures. Le tableau 3 montre que l'amplitude thermique est plus forte de 1 à 2°C et plus particulièrement en juillet et août.

Tableau IV: Amplitude thermique mensuelle du point de mesure X01 et différence avec l'ensemble du réseau de capteurs.

	avr.	mai	juin	juil.	août	sept.	oct.	Moyenne
X01	13.4	14.6	15.4	18.2	17.5	17.2	11.0	15.3
EDM	12.2	13.2	14.2	16.1	16.1	16.1	11.1	14.2
Diff.	1.2	1.4	1.2	2.1	1.4	1.1	-0.1	1.2



4.2. Indices bioclimatiques

Des indices bioclimatiques basés sur l'accumulation de températures (somme de degrés/jour) pendant la saison de croissance de la vigne ont été calculés à partir des données issues des capteurs. Ces indices apportent des informations sur le fonctionnement de la vigne et la qualité des raisins. D'une manière générale, ces différents indices servent à évaluer les aptitudes d'une région viticole en termes de production des raisins, d'adaptation des cépages et de prédire le déroulement du cycle phénologique. Les sommes de degrés/jours (indice de Winkler), l'indice de Huglin et l'indice de fraîcheur des nuits ont été calculés et modélisés sur le site d'étude (voir ci-dessous). Toutefois, il faut préciser que ces indices sont généralement à partir des températures issues des stations météorologiques des réseaux nationaux où les capteurs sont disposés à une hauteur de 2m et éloignés de tout obstacle.

i. Degrés jours/Indice de Winkler

L'indice de Winkler (ou degré-jour de croissance, DJC) est la somme des températures moyennes quotidiennes supérieures à 10 °C (température minimale pour l'activité physiologique de la vigne) pendant la période du 1er avril au 31 octobre. Cinq classes de "région climatique viticole" peuvent être identifiées à l'aide de cette classification : de la plus fraîche à la plus chaude : Région I = < 1389 D/J ; Région II = 1389-1667 D/J ; Région III = 1668-1945 D/J ; Région IV = 1945-2222 D/J ; Région V > 2222 D/J .

Le cumul de degrés jour atteint pour ce capteur est de 1971D/J (Région IV) au 31 octobre 2019 contre 1866D/J (Région III) pour la moyenne du site d'étude relevée le 31 octobre 2019 soit une différence de 105D/J (Figure 6 et 7). Le capteur X01 est le point de mesure ayant enregistré la valeur 1 par rapport à l'ensemble du réseau.

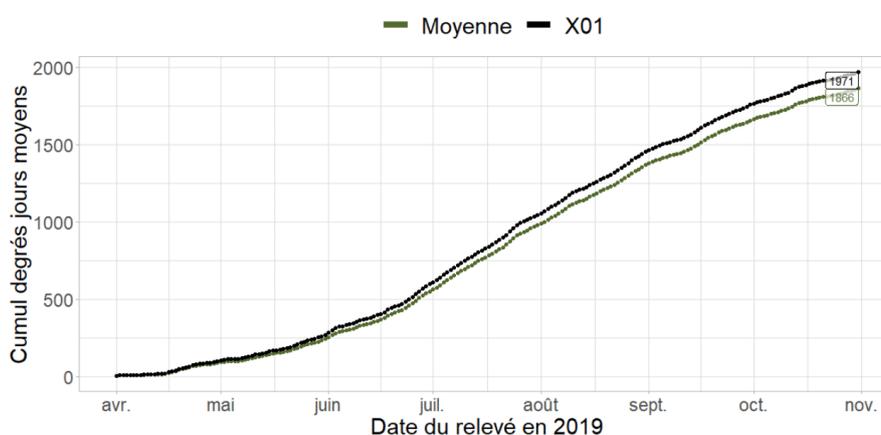


Figure 6: Indices de Winkler canopée au point X01 (courbe noire) et moyen sur l'ensemble des points de mesures (courbe verte)



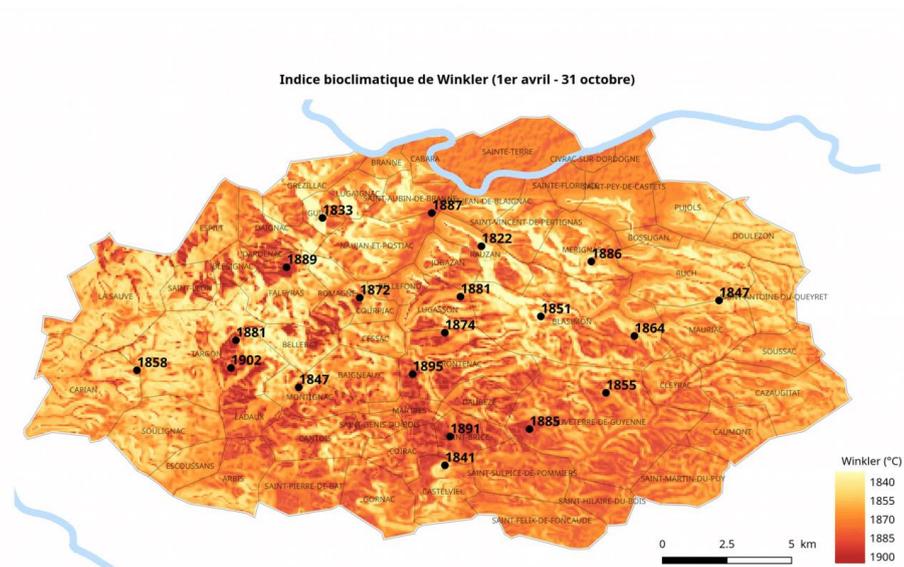


Figure 7 : Spatialisation de l'indice de Winkler canopée durant la saison végétative 2019

ii. Indice de Huglin

L'indice de Huglin diffère, car il s'agit de la somme des températures moyennes et maximales supérieures à 10°C du 1er avril au 30 septembre dans l'hémisphère Nord (du 1er septembre au 30 avril dans l'hémisphère sud). Cet indice donne plus de poids aux températures diurnes, où se déroule la majeure partie du développement de la vigne et est fortement corrélée à la composition des baies à la récolte. En intégrant un coefficient de latitude, l'indice d'Huglin prend en compte la durée d'ensoleillement. Cinq classes de types de "climats viticoles" peuvent être identifiées à l'aide de cette classification : de la plus fraîche à la plus chaude : Frais = 1 500 = IH = 1 800 ; Tempéré = 1 800 = IH = 2 100 ; Tempéré Chaud = 2 100 = IH = 2 400 ; Chaud = 2 400 = IH = 3 000 ; Très chaud = > 3000.

L'indice de Huglin canopée au capteur X01 est de 2566D/J (Chaud) et à 2315D/J (Chaud tempéré) en moyenne sur l'ensemble du site, soit une différence de 251D/J.



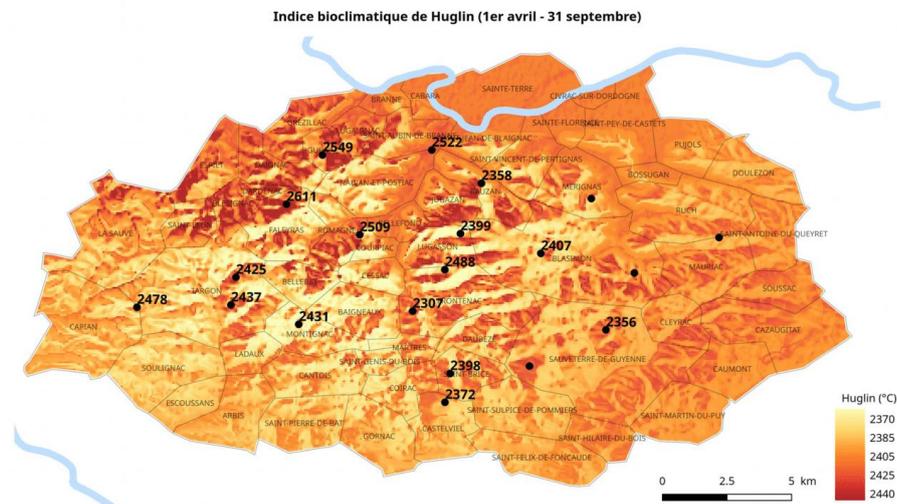


Figure 8: Spatialisation de l'indice de Huglin canopée durant la saison végétative 2019

iii. Indice de fraîcheur des nuits

L'indice de fraîcheur des nuits correspond à la température minimale moyenne du mois de la récolte, soit le mois de septembre dans l'hémisphère nord. Cet indice a été créé pour étudier les effets importants des conditions nocturnes ou des températures minimales au cours de la période de maturation des raisins. Cet indice se différencie en quatre classes : 1) "nuits très fraîches" lorsque la température est inférieure à 12°C, 2) "nuits fraîches" entre 12°C < IC < 14°C, 3) "nuits tempérées" entre 14°C < IC < 18°C et 4) "nuits chaudes" au-dessus de 18°C.

L'indice de fraîcheur des nuits, est de 11.4°C (Très fraîche) pour le capteur X01 et de 11.6°C (Très fraîche) en moyenne sur l'ensemble du site, soit une différence de 0.2°C.



Report for the wine producers: Monitoring temperature variability and bioclimatic indices in the Waipara Valley (2017-2019)

**Gwenaël Morin, Hervé Quénol, Renan Le Roux,
Andrew Sturman, Amber Parker and Peyman Zawar-Reza**

Contacts : gwenael.morin@univ-rennes2.fr ; herve.quenol@univ-rennes2.fr



Waipara Valley: Data logger network

The Waipara vineyard region is subject to a temperate oceanic climate (11.8°C annual average) with higher rainfall in winter (>60 mm per month) than in summer (<45 mm per month) with an average annual accumulation of 624 mm. The climatic conditions of the Waipara vineyards are mainly influenced by the terrain and the proximity of the ocean. To the west, the Southern Alps limit the influence of the westerly disturbances, so that precipitation is relatively low. The Waipara Valley is also protected from oceanic influences by the hills to the east. This situation subjects the area to a great diversity of local winds, including the foehn effect, limited influence of the sea breeze from the east, and local slope breezes. The climate is characterised by a relatively low average temperature (with strong seasonal and daily amplitudes) and relatively low rainfall (especially during the growing season of the grapevine), which is favourable for high quality viticulture. The area is considered by Winkler's wine climate classification as suitable for cool climate viticulture (1100 Degree-Days) (Winkler et al., 1974).

A network of data loggers recording minimum and maximum temperature on an hourly basis has been installed since July 2017 to understand the local climate characteristics of the Waipara Valley.

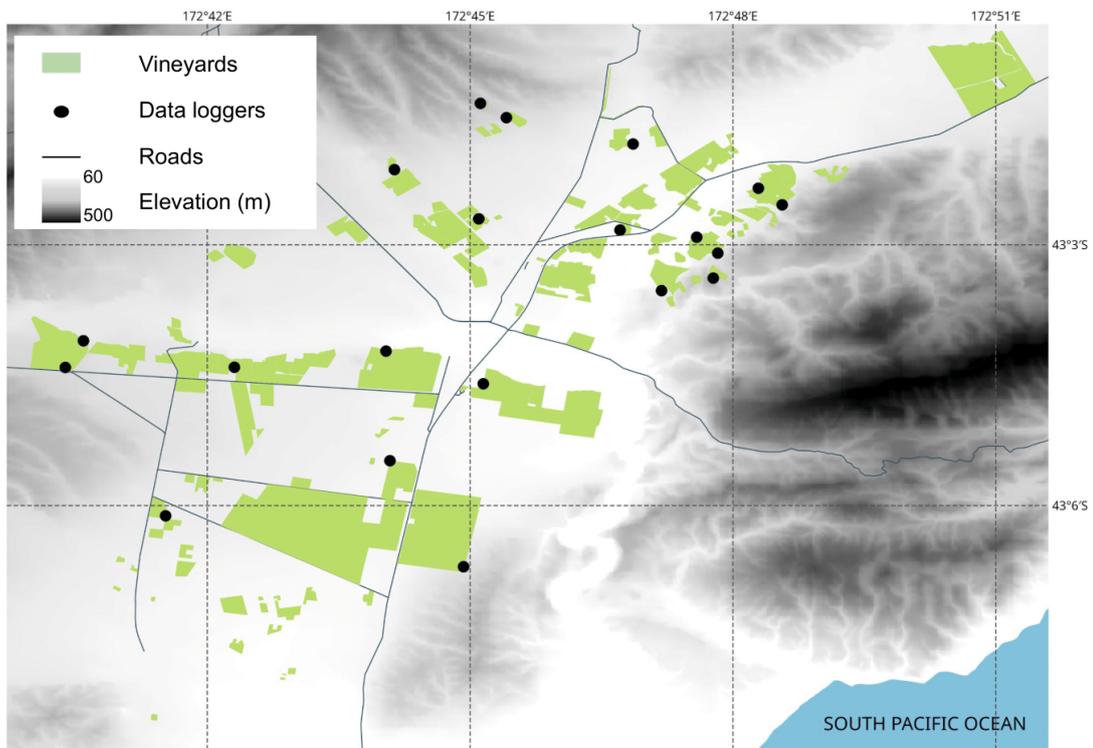


Figure 1. Map of the data logger network in the Waipara Valley



Daily minimum and maximum temperature during the growing season (October 1st - April 30th)

In the Waipara Valley, the average growing season temperature was 16.5°C for 2017-2018 and 16.1°C for 2018-2019. As mentioned above, the 2017-2018 growing season was particularly hot and dry.

The range of average daily temperature for the 2017-2018 growing season varied mainly between 5°C and above 25°C with the **majority of days above the 10°C** level, i.e. the threshold value above which vine growth is said to occur. In contrast, the variability of daily average temperatures during the 2018-2019 growing season was closer to the long-term average. For example, average temperatures were mostly below 20°C until the end of December.

Table 1. Average monthly and seasonal temperatures

AVERAGE	oct.	nov.	dec.	jan.	feb.	mar.	apr.	season
2017-2018	12.9	15.1	19.6	20.6	17.8	17.1	12.4	16.5
2018-2019	12.4	14.0	16.4	20.2	19.1	17.9	12.4	16.1

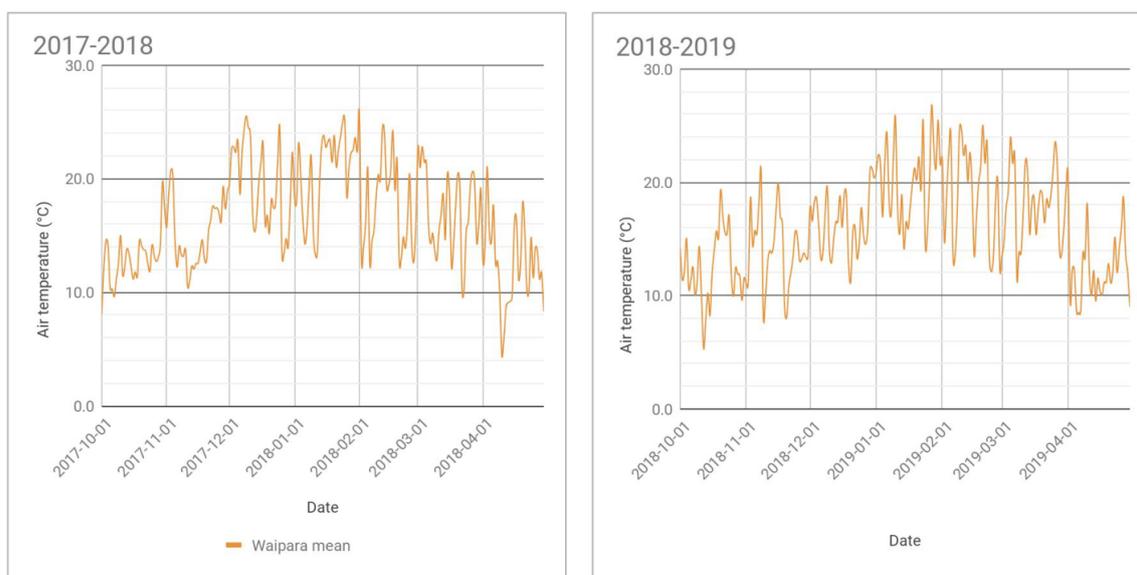


Figure 2. Variability of the average daily temperature by growing season



Bioclimatic indices

In order to identify the uniqueness of a growing season in terms of temperature, bioclimatic indices are calculated to compare seasons and their different thermal patterns. The cumulative degree-days (also called the Winkler Index) and the Huglin index were calculated using data from the Waipara weather station network to characterise the two seasons studied.

The **Winkler Index** (or Growing Degree-Day) is the sum of the daily average temperatures above 10°C over the period from April 1 to October 31 in the Northern Hemisphere and over the period from October 1 to April 30 in the Southern Hemisphere. Five classes of "wine-growing climate region" can be identified using this classification, from the coolest to the warmest: Region I = < 1389 GDD; Region II = 1389-1667 GDD; Region III = 1668-1945 GDD; Region IV = 1945-2222 GDD; Region V > 2222 GDD.

The **Huglin Index** incorporates a latitude coefficient taking into account the duration of sunshine (correlated with the physiology of the vine and the sugar content of the grapes) (Huglin, 1978; Carbonneau et al., 2004). It divides wine-growing climates into six classes, from very cool to very hot. It is calculated from the average of the mean and maximum temperatures above 10°C for the period April to September in the Northern Hemisphere and October to March in the Southern Hemisphere.

The degree-day anomalies of the 2017-2018 growing season (Figure 3, purple curve) identify it as the year with the warmest temperatures. The significant increase in the first half of December resulted in a difference of more than 100 degrees days before the middle of the growing season when compared with the 2003-2019 average. This variability reaches 190 degrees days at the end of February and then stabilizes at the end of the season, reaching 159 degrees days on April 30.

The degree day curve for the 2018-2019 growing season (in pink) is close to or slightly below the average calculated since 2003 throughout the growing season.

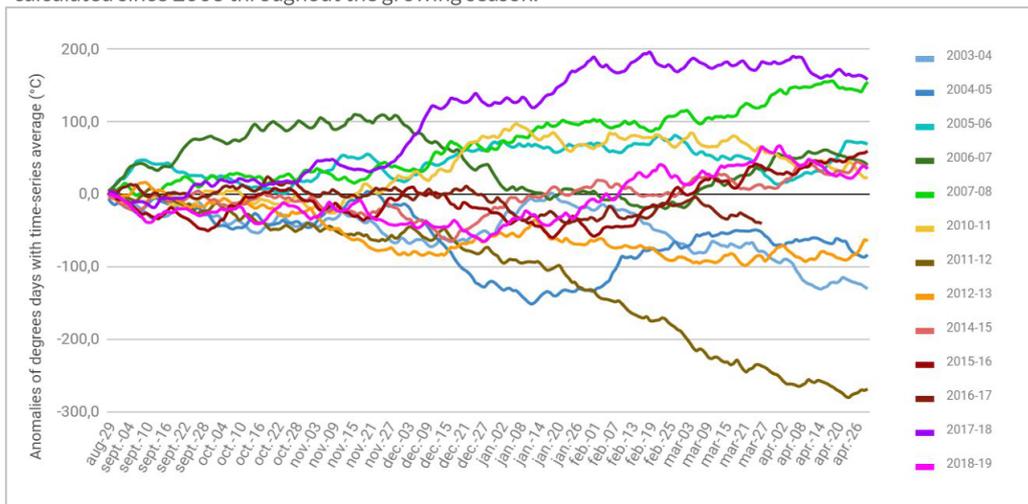


Figure 3. Degree-day deviation from average for the growing seasons 2003-4 to 2018-19 obtained from the University of Canterbury weather station on Mackenzie Road.



Bioclimatic indices

For the **Winkler Index**, the overall values are higher for the 2017-2018 season than 2018-2019. For these two seasons, the thermal structures are similar with a rather marked contrast between the valley bottom (lower values) and the top of the slopes (higher values), especially in the western part of the valley. In addition, the southern values of the valley bottom are also lower due to the effects of sea breeze occurrence.

For the **Huglin index**, the values are also higher for the 2017-2018 season than for the 2018-2019 season. The northwestern part of the valley with slopes facing southeast has higher values than the slopes on the eastern side. In 2017-2018, however, the eastern side of the valley recorded high values reflecting the accumulation of hot days with significant maximum temperatures (to which the Huglin index is most sensitive).

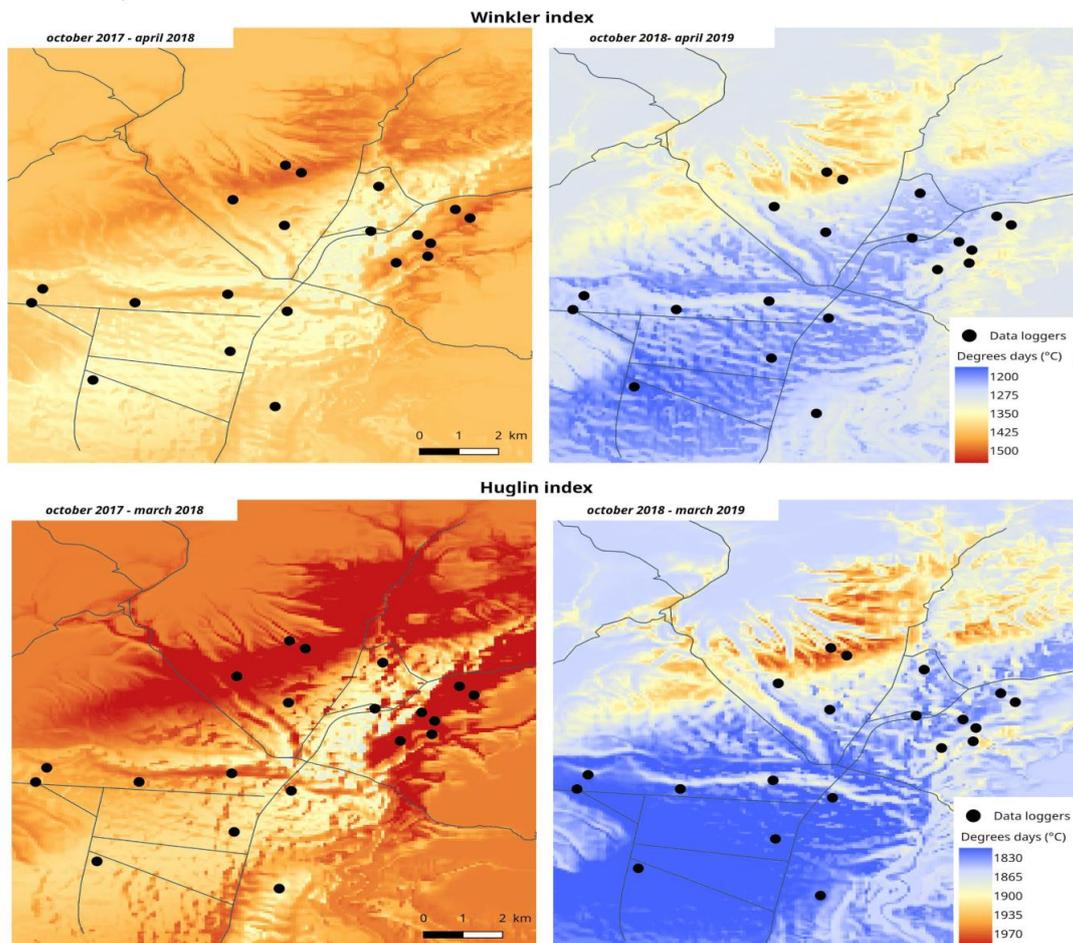


Figure 4. Maps of the Winkler (top) and Huglin (bottom) indices for the 2017-18 and 2018-19 growing seasons.



Bioclimatic indices

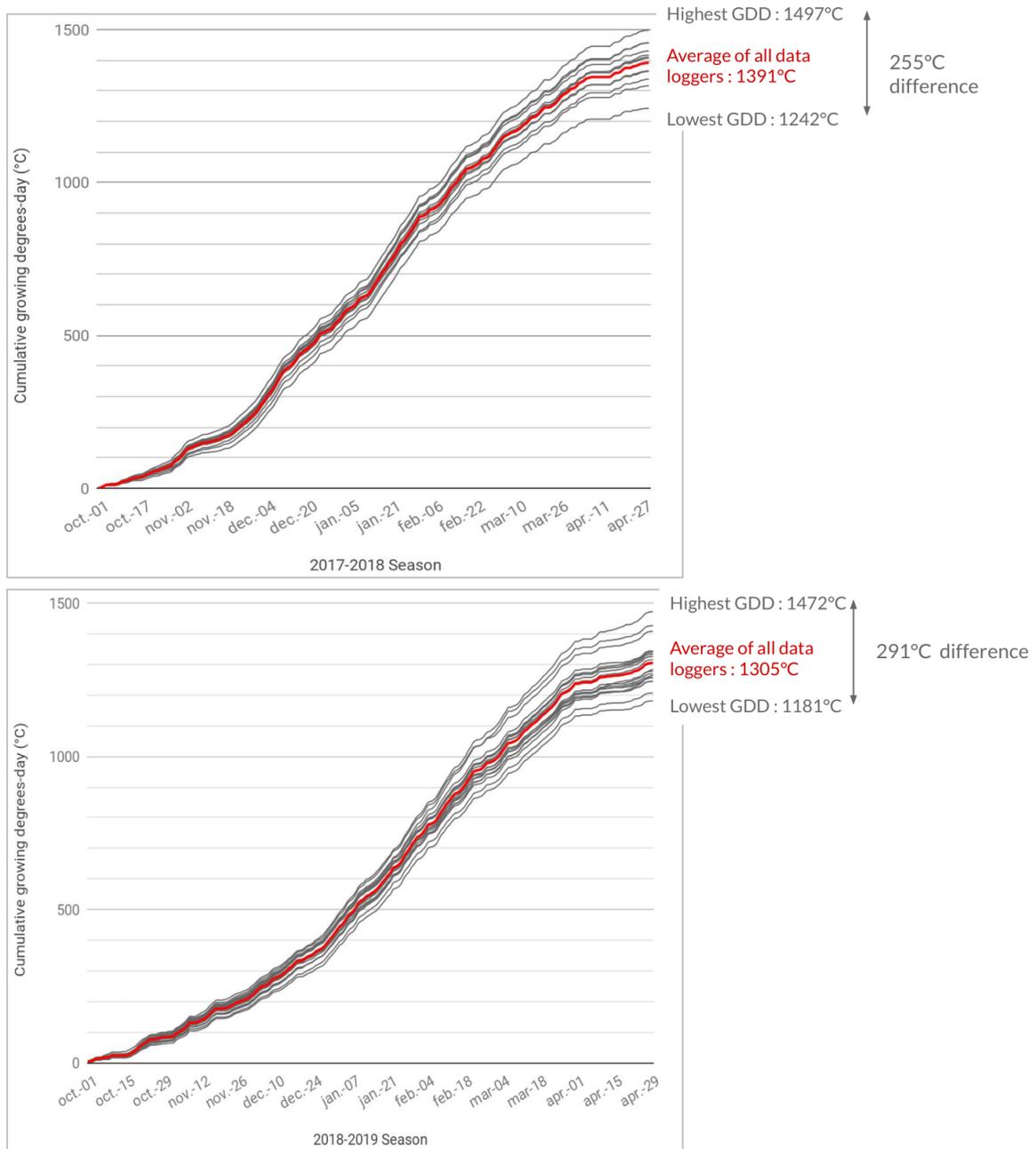
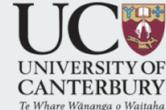
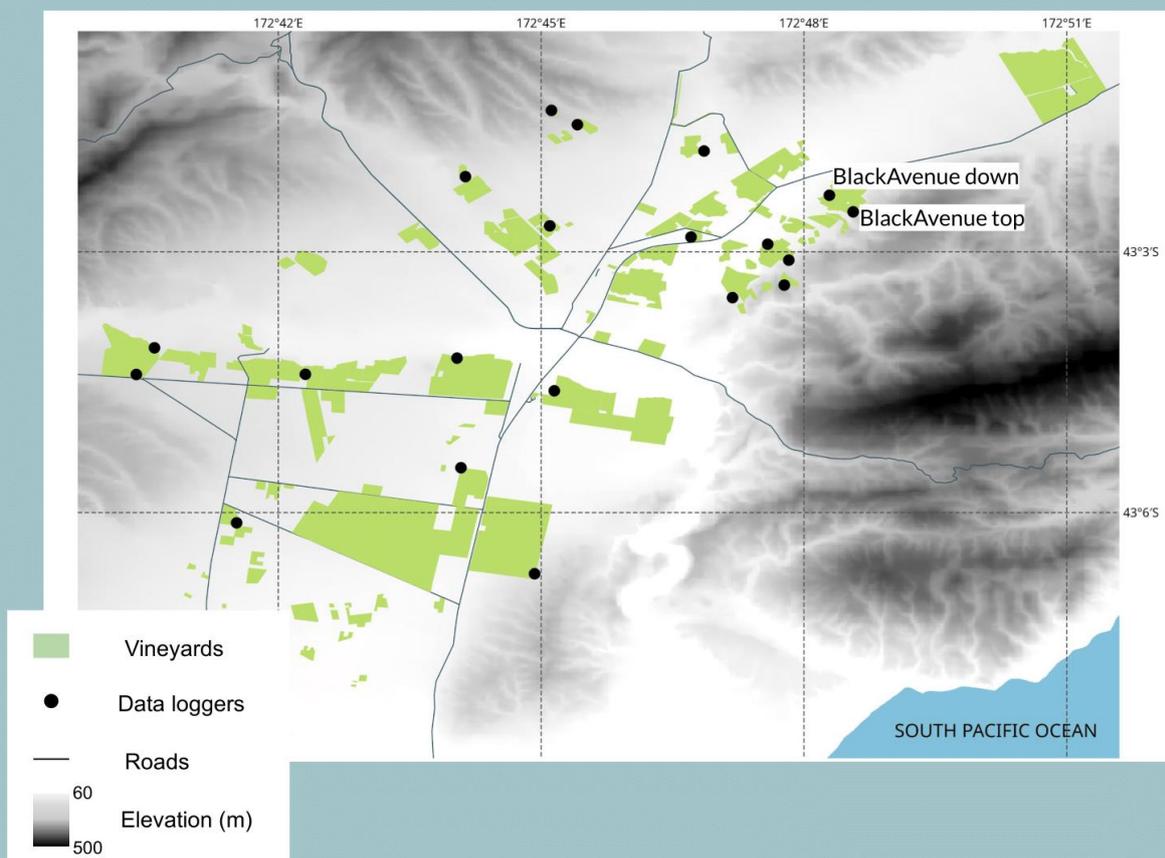


Figure 5. Evolution of cumulative degree-days (°C) or Winkler index at measurements sites in the Waipara Valley.



Black Avenue



Black Avenue down and top

1. Global description of vegetative growing seasons (October - April)

These two data loggers have been recording temperatures since July 2017. which allows us to compare the last two growing seasons: 2017-2018 and 2018-2019 and on two locations in the same plot.

For the 2017-2018 growing season. the data logger at the bottom of the slope recorded a seasonal average temperature of 16.7°C while the temperature for the data logger at the top of the slope is slightly higher (17.0°C).

The warmest months for these two sensors are December and January, respectively for BlackAvenue down: 19.7°C and 21.3°C while the values are close for BlackAvenue top: 19.9°C and 21.2°C.

April had the **lowest average temperature** with 12.3°C (BlackAvenue down) and 12.8°C (BlackAvenue top).

For the 2018-2019 growing season. the data logger at the bottom of the slope recorded a seasonal average temperature of 15.8°C while the temperature for the data logger at the top of the slope is slightly higher (16.3°C). Seasonal averages are therefore higher than the previous season.

The hottest months for these two sensors are January and February: 19.7°C and 18.4°C respectively for BlackAvenue down and 20.1°C and 19.1°C for Black Avenue top.

October had the **lowest average** temperature for this season with 12.3°C (BlackAvenue down) and 12.7°C (BlackAvenue top).

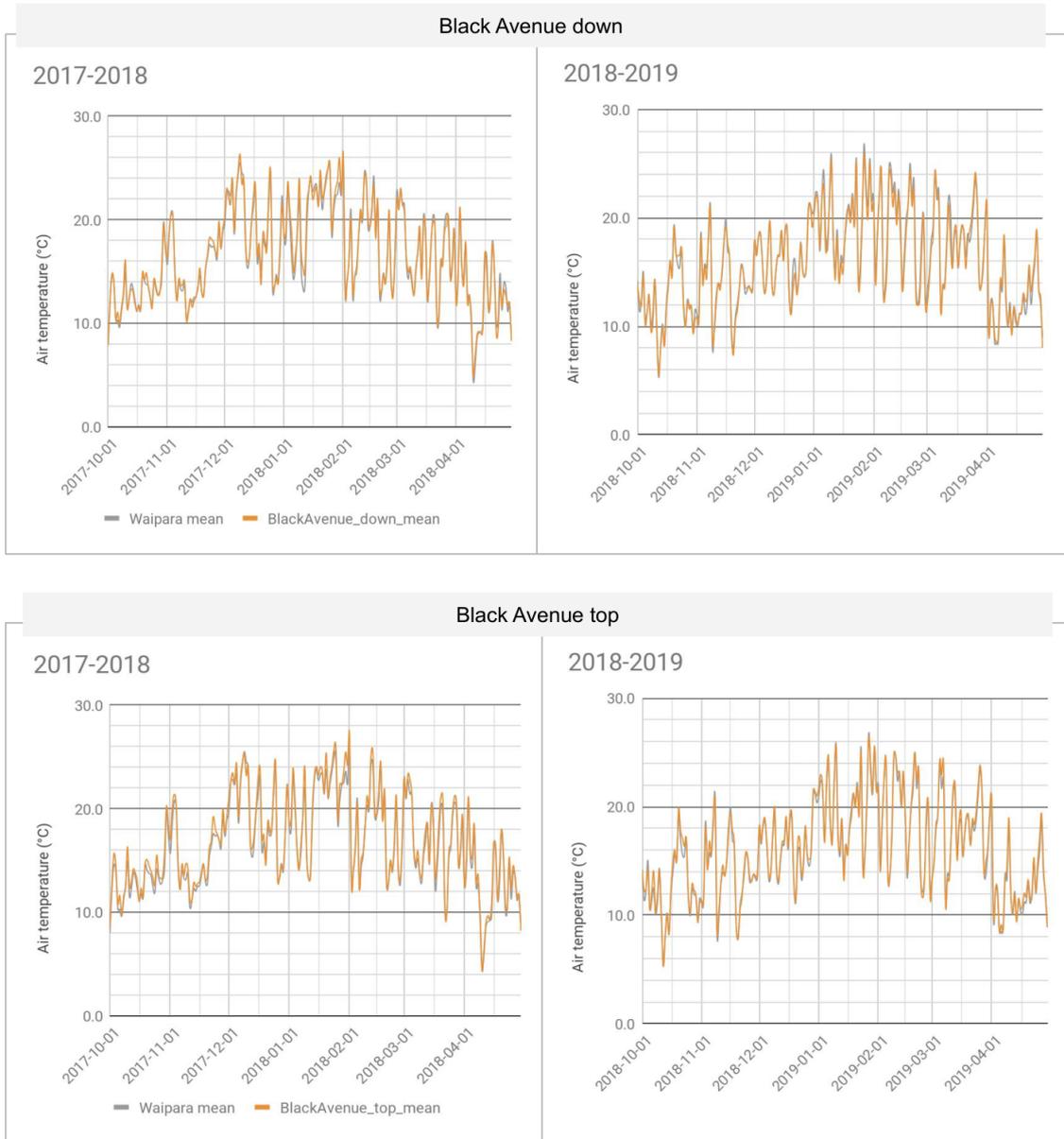
Table 2. Monthly mean temperatures

MEAN		oct.	nov.	dec.	jan.	feb.	mar.	apr.	season
2017-2018	BA_down	13.0	15.3	19.7	21.3	17.8	17.1	12.3	16.7
	BA_top	13.6	15.7	19.9	21.2	18.1	17.6	12.8	17.0
	waipara	12.9	15.1	19.6	20.6	17.8	17.1	12.4	16.5
2018-2019	BA_down	12.3	13.9	16.2	19.7	18.4	17.8	12.6	15.8
	BA_top	12.7	14.2	16.8	20.1	19.1	18.2	12.7	16.3
	waipara	12.4	14.0	16.4	20.2	19.1	17.9	12.4	16.1



Black Avenue down and top

Figure 5. Daily mean temperatures for 2017-2018 and 2018-2019 growing seasons



Black Avenue down and top

2. Monthly minimum and maximum temperature variability (October - April)

Across the study site, the 2017-2018 growing season has a higher minimum average (10.1°C) than the 2018-2019 growing season (9.5°C) and a higher maximum average, respectively 22.9°C and 22.5°C.

The monthly minimum temperatures for both seasons are generally cooler for the data logger at the bottom of the hill (Black Avenue down). However, the coolest month for these two data loggers is April in 2017-2018 (BA_down : 5.9°C and BA_top : 6.8°C) and October in 2018-2019 (BA_down : 5.5°C and BA_top : 5.9°C). In addition, the month with the highest minimums is January, with values above the Waipara average for both seasons. January 2018 recorded particularly high minimums with 14.9°C for BlackAvenue_down and 14.7°C for BlackAvenue_top.

Maximum temperatures for both seasons are also lower for BlackAvenue down than for Black Avenue top, but both sensors have a majority of months higher than the monthly averages of Waipara's maximums. For both seasons, April records the lowest maxima for these two sensors, corresponding to the trend at the scale of the Waipara Valley. The highest maxima are recorded during the months of December and January for 2017-2018 and during January and February for the 2018-2019 season.

Table 3. Monthly minimum and maximum temperatures

MIN		oct.	nov.	dec.	jan.	feb.	mar.	apr.	season
2017-2018	BA_down	6.5	8.5	12.1	14.9	11.6	10.8	5.9	10.0
	BA_top	7.1	8.8	12.3	14.7	12.1	11.5	6.8	10.5
	waipara	6.6	8.5	12.2	14.3	11.9	11.0	6.2	10.1
2018-2019	BA_down	5.5	7.9	11.4	12.7	10.7	11.9	6.6	9.6
	BA_top	5.9	8.4	11.8	12.9	11.1	12.3	7.3	9.9
	waipara	5.7	8.1	11.5	12.7	10.7	11.9	6.7	9.6

MAX		oct.	nov.	dec.	jan.	feb.	mar.	apr.	season
2017-2018	BA_down	19.6	22.2	27.2	27.7	24.0	23.5	18.7	23.3
	BA_top	20.0	22.6	27.4	27.8	24.2	23.6	18.8	23.5
	waipara	19.3	21.8	26.9	26.9	23.6	23.2	18.7	22.9
2018-2019	BA_down	18.9	20.7	21.6	26.1	25.5	23.8	18.2	22.1
	BA_top	19.3	20.9	22.3	26.8	26.7	24.3	17.7	22.6
	waipara	18.9	20.8	21.9	27.2	26.9	24.1	17.6	22.5



Black Avenue down and top

3. Daily minimum and maximum temperature variability (October - April)

This data logger, for the both seasons, recorded daily minimum (blue) and maximum (red) temperatures that were partly higher than the minimum and maximum temperatures of the study site (in grey).

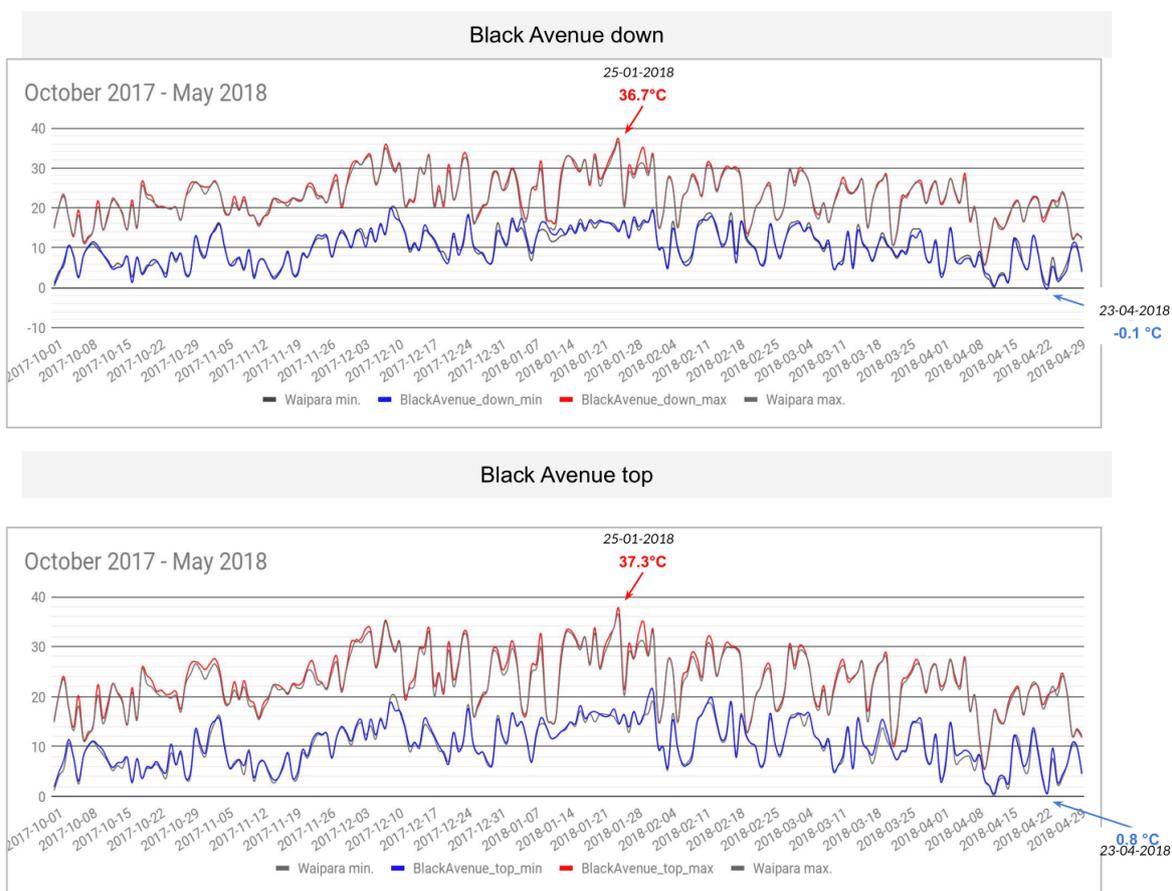
Black Avenue down

Number of days :	> 30°C	> 35°C	< 0°C
2017-2018	29	3	1
2018-2019	15	0	0

Black Avenue top

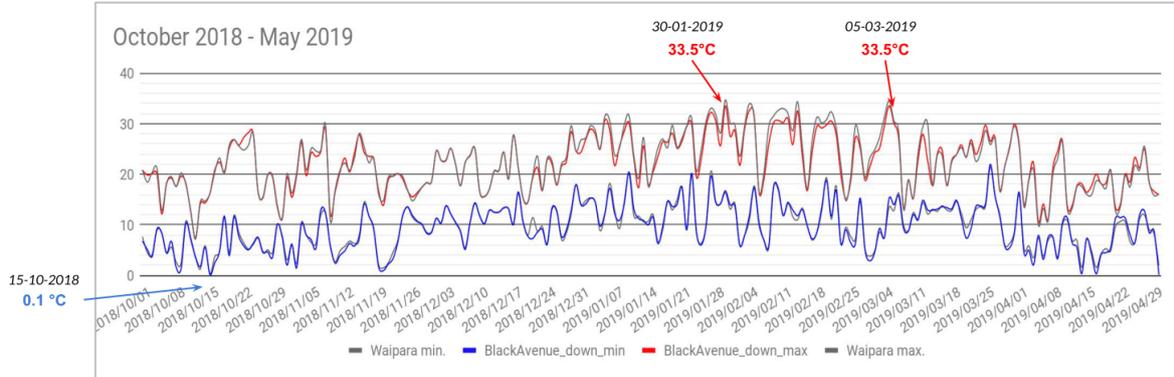
Number of days :	> 30°C	> 35°C	< 0°C
2017-2018	33	2	0
2018-2019	24	0	1

Figure 6. Daily minimum and maximum temperatures for 2017-2018 and 2018-2019 growing seasons

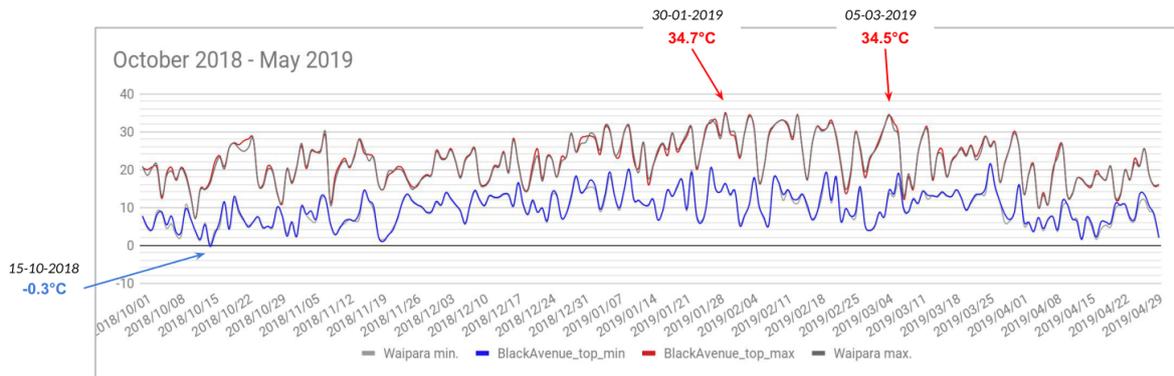


Black Avenue down and top

Black Avenue down



Black Avenue top



Black Avenue down and top

4. Bioclimatic indices

Three bioclimatic indices were calculated for each data logger: the cumulative degree days (GDD), the Huglin index (both presented on page 4) and the Cool Night Index.

The **Cool Night Index** ("CI", in °C) is the mean minimum temperature recorded during the maturing month, i.e. September in the Northern Hemisphere and March in the Southern Hemisphere. This index is differentiated into four classes : 1) "very cool nights" when temperatures are below 12°C, 2) "cool nights" between 12°C < CI < 14°C, 3) "temperate nights" between 14°C < CI < 18 °C and 4) "warm nights" above 18°C.

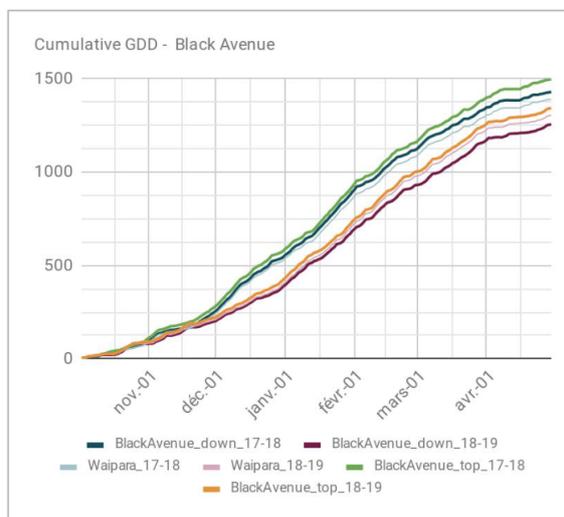
For growing degrees-day (GDD), these data loggers have an index value for the 2017-2018 season of 1429°C (BA down) and 1497°C (BA top, the highest value in the network), well above the Waipara average. For the 2018-2019 season the values are quite different with 1256°C (BA down, below average) and 1343°C (BA top, above average).

For the Huglin index, these data loggers have an index value for the 2017-2018 season of 2009°C (BA down) and 2058°C (BA top, the highest value in the network), above the Waipara average. For the 2018-2019 season the values are lower at 1798°C (BA down, below average) and 1900°C (BA top, above average). The Huglin index takes into account average and maximum temperatures above 10°C. In 2017-2018 the maximum temperatures have a significant weight in this index.

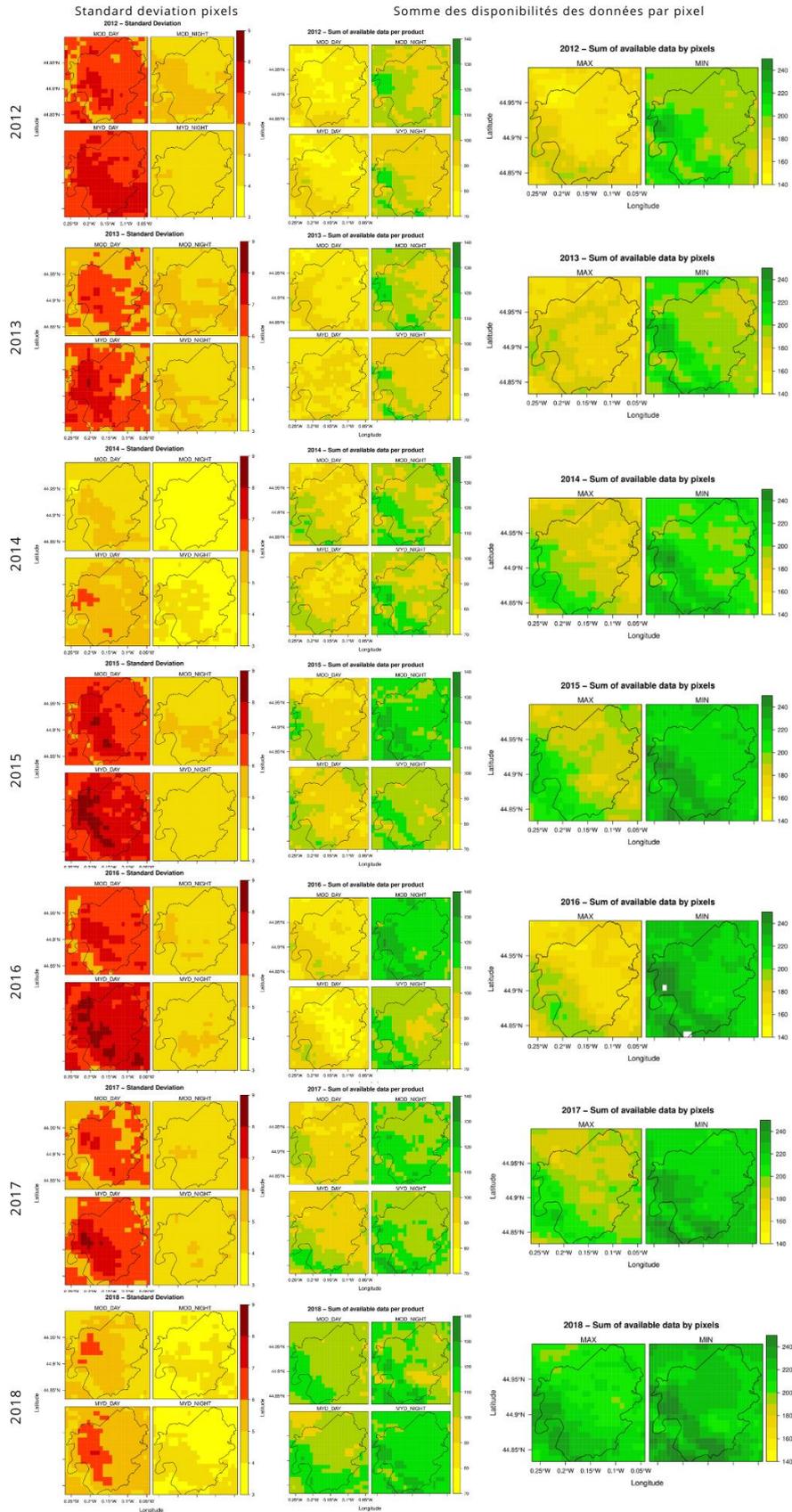
For the cool night index, these data loggers recorded an average of the minima in March during the month of March slightly lower in 2017-2018 (BA down : 10.8°C and BA top : 11.5°C) than in 2018-2019 (BA down : 11.5°C and BA top : 11.9°C), but remains close to the average for the site studied.

Table 4. Bioclimatic indices : Growing Degree-day (GDD), Huglin index and Cool Night index

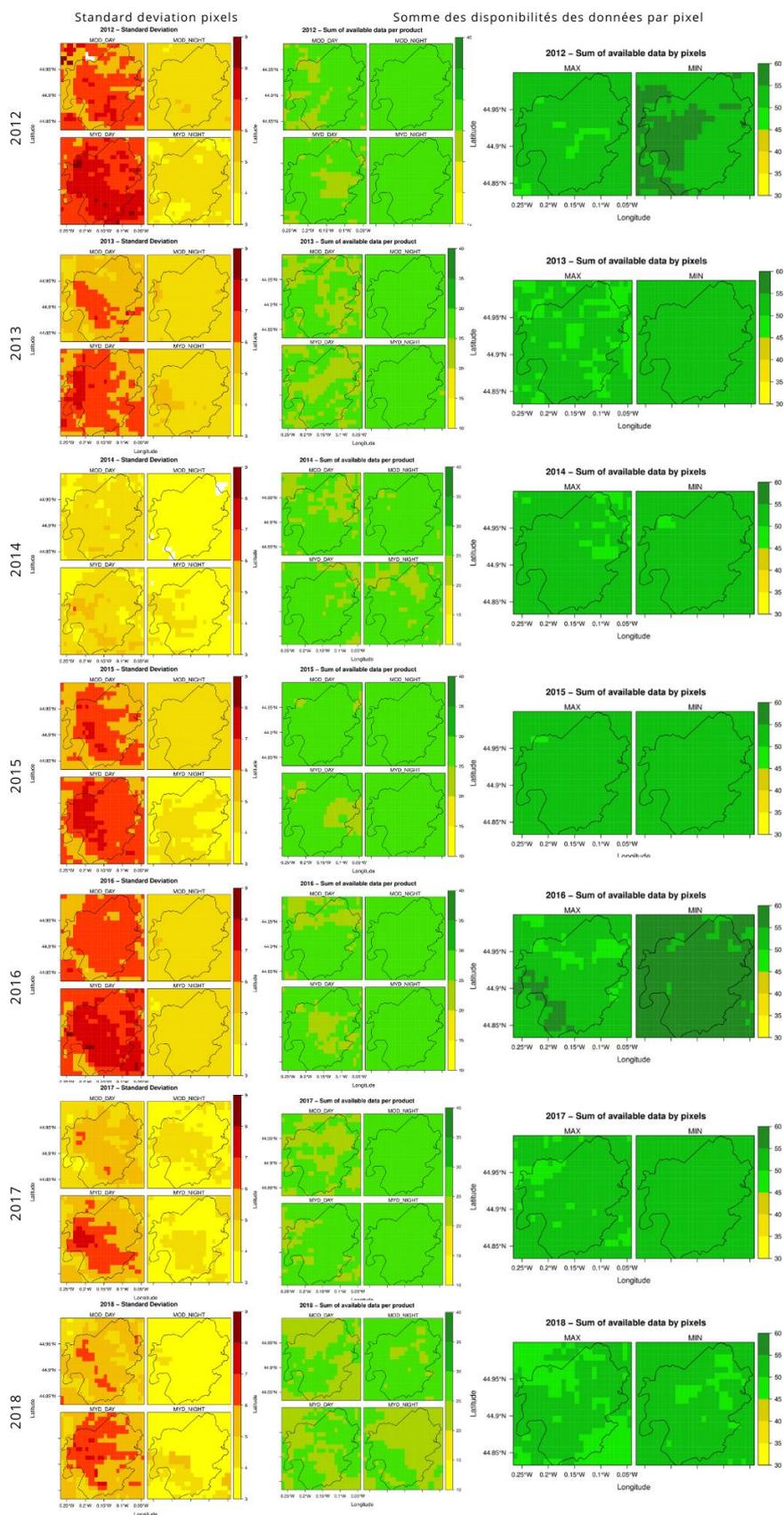
2017-2018	GDD (°C)	Huglin (°C)	Cool Night (°C)
MIN	1242	1820	10.2
MEAN	1391	1949	11.0
MAX	1497	2058	11.7
BlackAvenue_down	1429	2009	10.8
BlackAvenue_top	1497	2058	11.5
2018-2019	GDD (°C)	Huglin (°C)	Cool Night (°C)
MIN	1181	1798	10.3
MEAN	1305	1873	11.5
MAX	1472	2001	12.6
BlackAvenue_down	1256	1798	11.5
BlackAvenue_top	1343	1900	11.9



Annexe 14. Qualité des produits de températures de surface journalières (M*D11A1) pour la période d'avril à octobre entre 2012 et 2018



Annexe 15. Qualité des produits de températures de surface hebdomadaires (M*DIIA2) pour la période d'avril à octobre entre 2012 et 2018



Annexe 16. Table of Pearson correlation coefficients, computed between bioclimatic indices values from air temperature and LST, and statistical significance of the associated F-test.

Winkler	Air temperature - Daily LST					Air temperature – 8days LST				
	1000m	500m	250m	90m	30m	1000m	500m	250m	90m	30m
Estimate	0.78	0.73	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74
p-value	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LowerQ CI	0.77	0.73	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74
UpperQ CI	0.79	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74

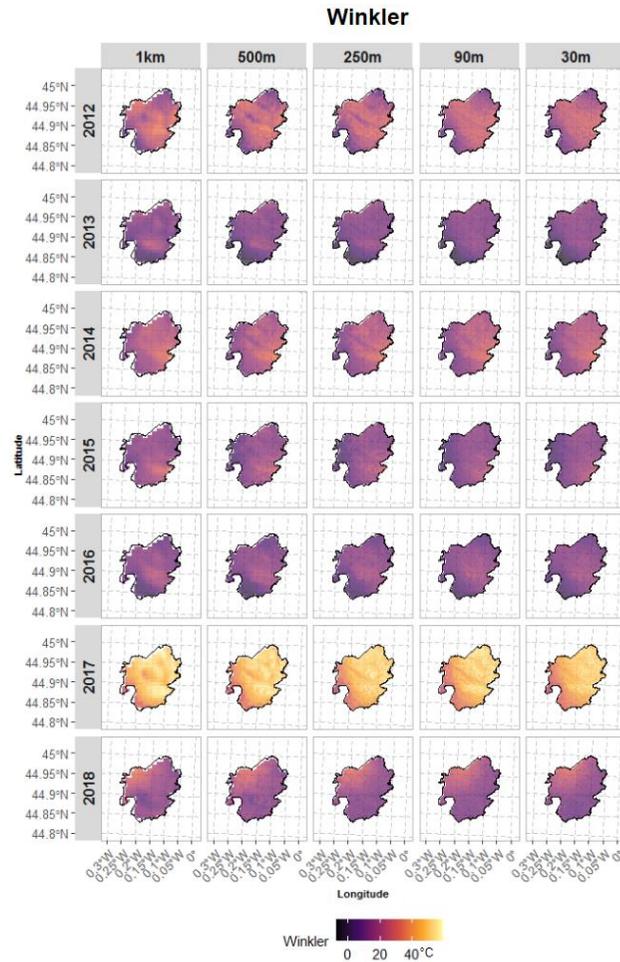
CI = Confidence Interval; LowerQ = lower bound for 95% CI; UpperQ = upper bound for 95% CI

Huglin	Air temperature - Daily LST					Air temperature – 8days LST				
	1000m	500m	250m	90m	30m	1000m	500m	250m	90m	30m
Estimate	0.67	0.64	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65
p-value	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LowerQ CI	0.65	0.64	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65
UpperQ CI	0.68	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65

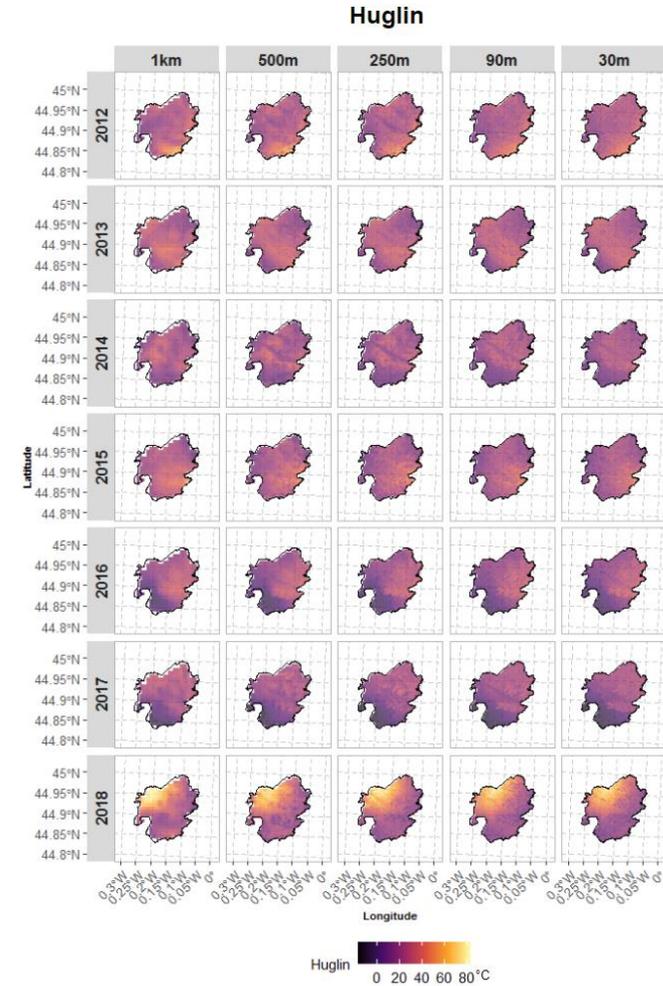
CI = Confidence Interval; LowerQ = lower bound for 95% CI; UpperQ = upper bound for 95% CI

Annexes

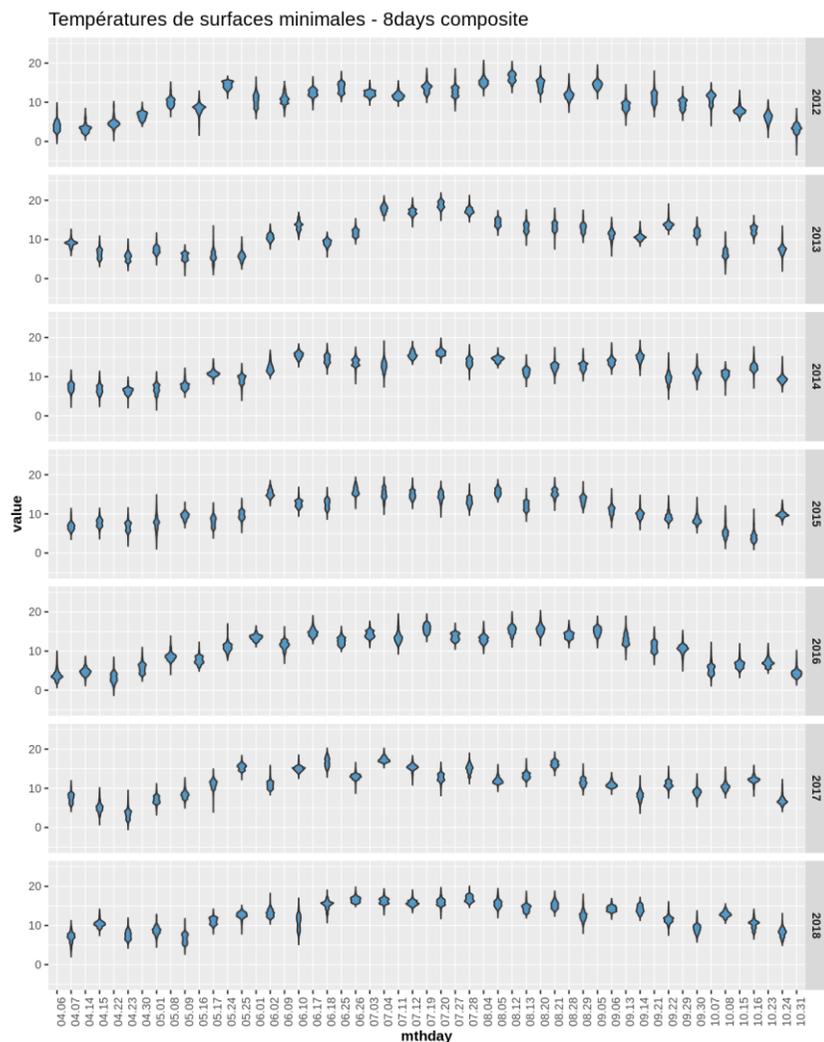
*Annexe 17. Spatial distribution of differences in the Winkler bioclimatic index calculated from daily land surface temperature (M*11A1) minus that calculated from the 8-day land surface temperature (M*D11A2) from 2012–2018 and gridded at different spatial resolutions.*



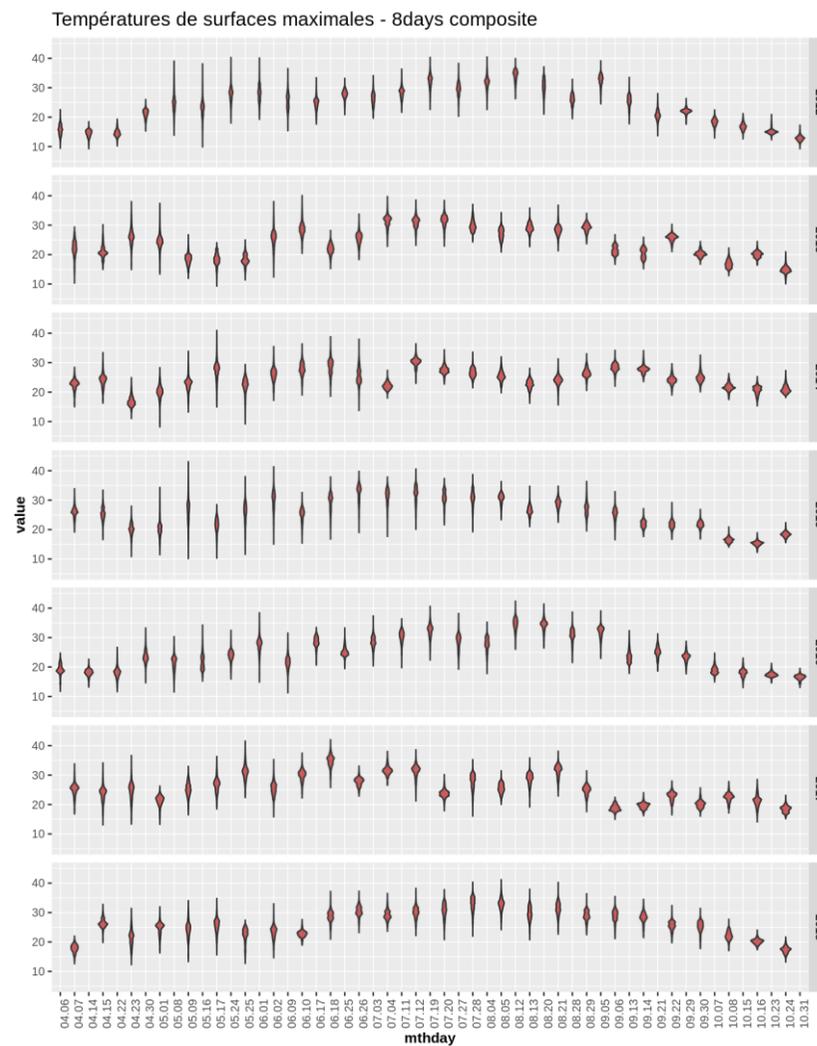
*Annexe 18. Spatial distribution of differences in the Huglin bioclimatic index calculated from daily land surface temperature (M*11A1) minus that calculated from the 8-day land surface temperature (M*D11A2) from 2012–2018 and gridded at different spatial resolutions.*



Annexe 19. Boxplots des températures de surface minimales par acquisition hebdomadaire MODIS pour la période 2012-2018

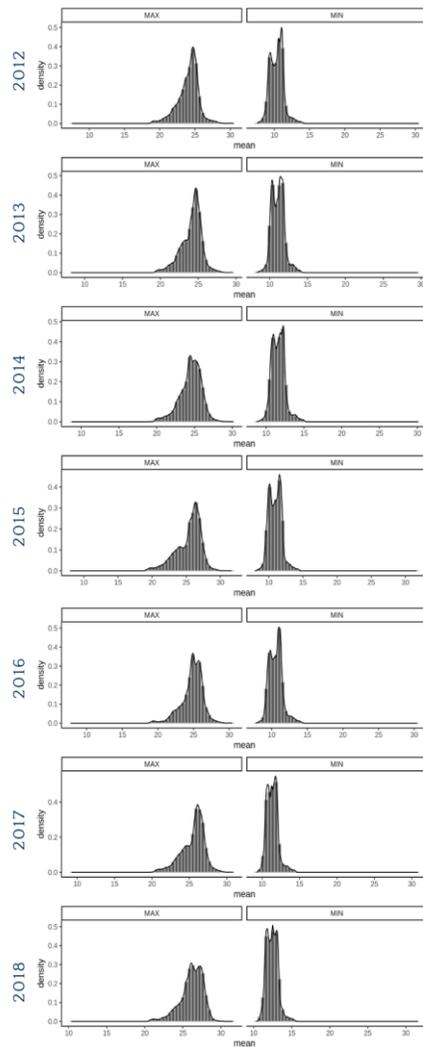


Annexe 20. Boxplots des températures de surface maximales par acquisition hebdomadaire MODIS pour la période 2012-2018

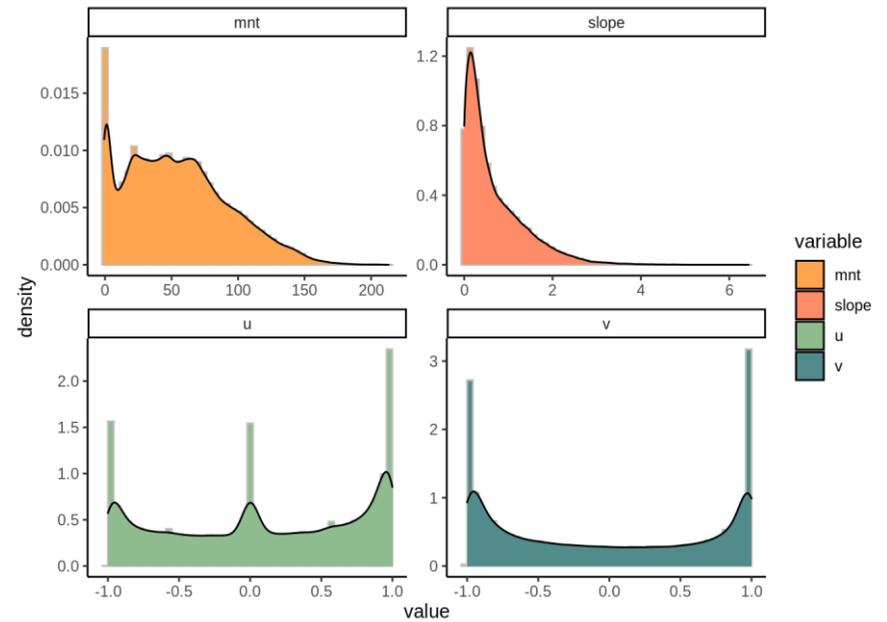


Annexes

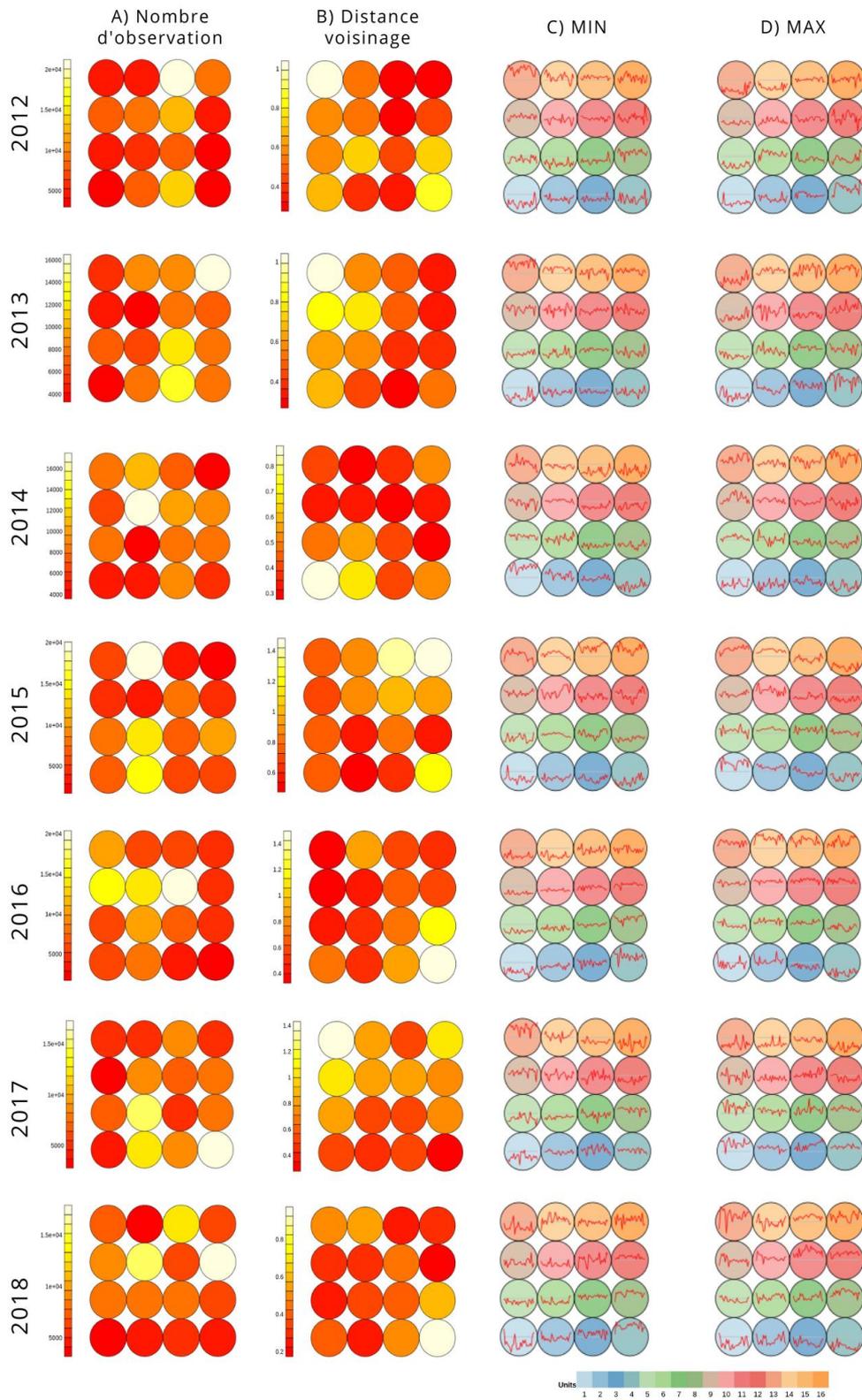
Annexe 21. Distribution des températures minimales et maximales moyennées les séries temporelles annuelles pour la période 2012-2018



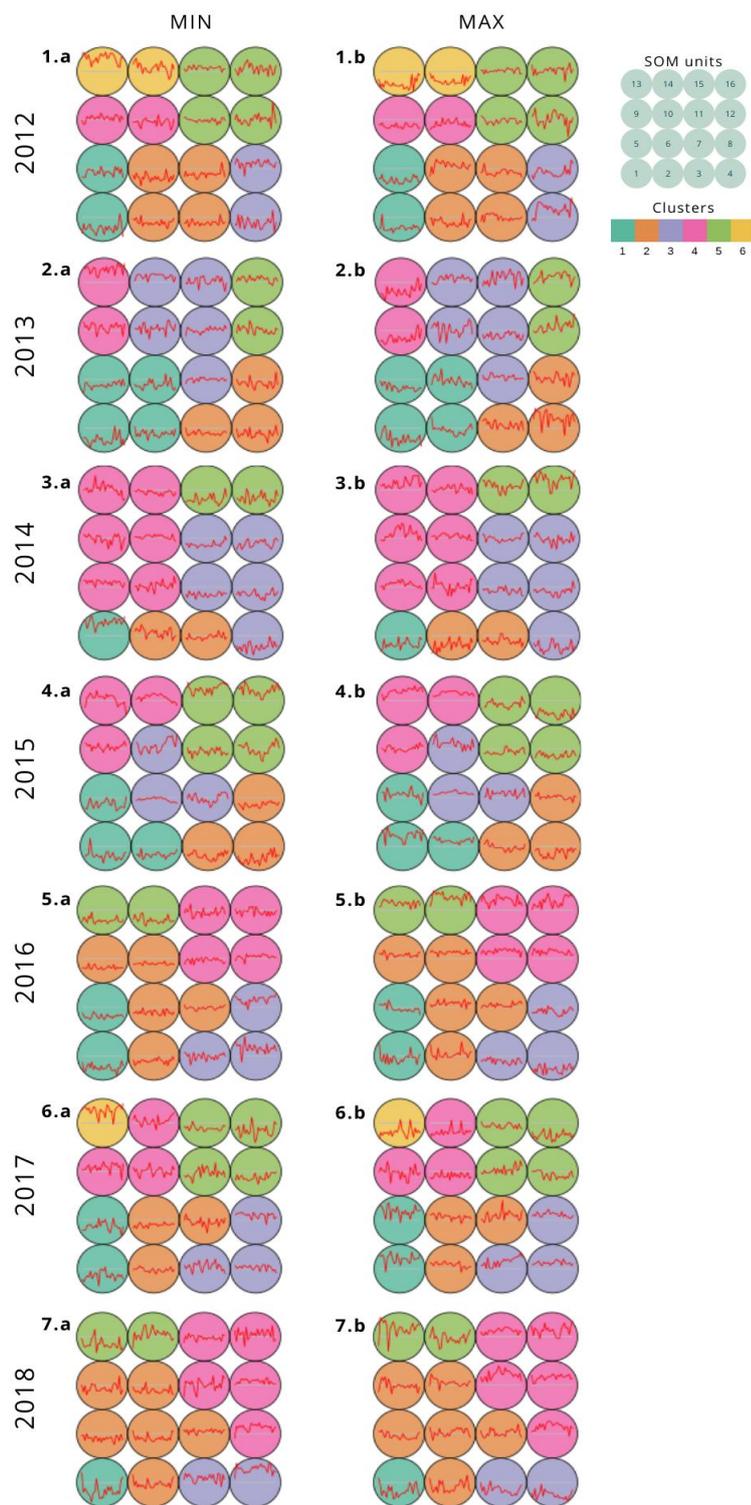
Annexe 22. Distribution des valeurs des variables topographiques



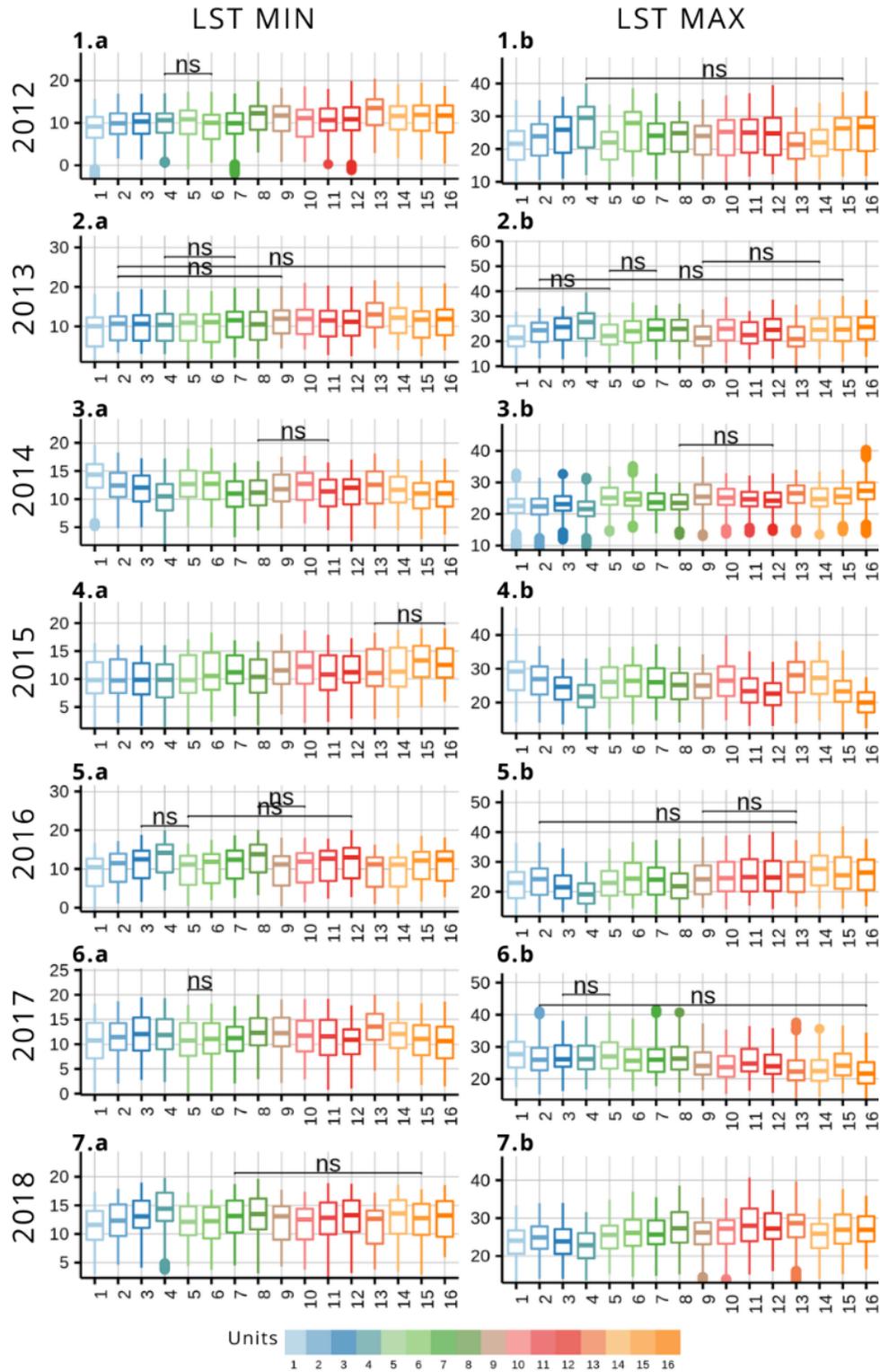
Annexe 23. Cartes auto-organisatrices des unités SOM : A) Nombre d'observation, B) Distance de voisinage, profil des données températures de surface C) minimales (MIN) et D) maximales (MAX)



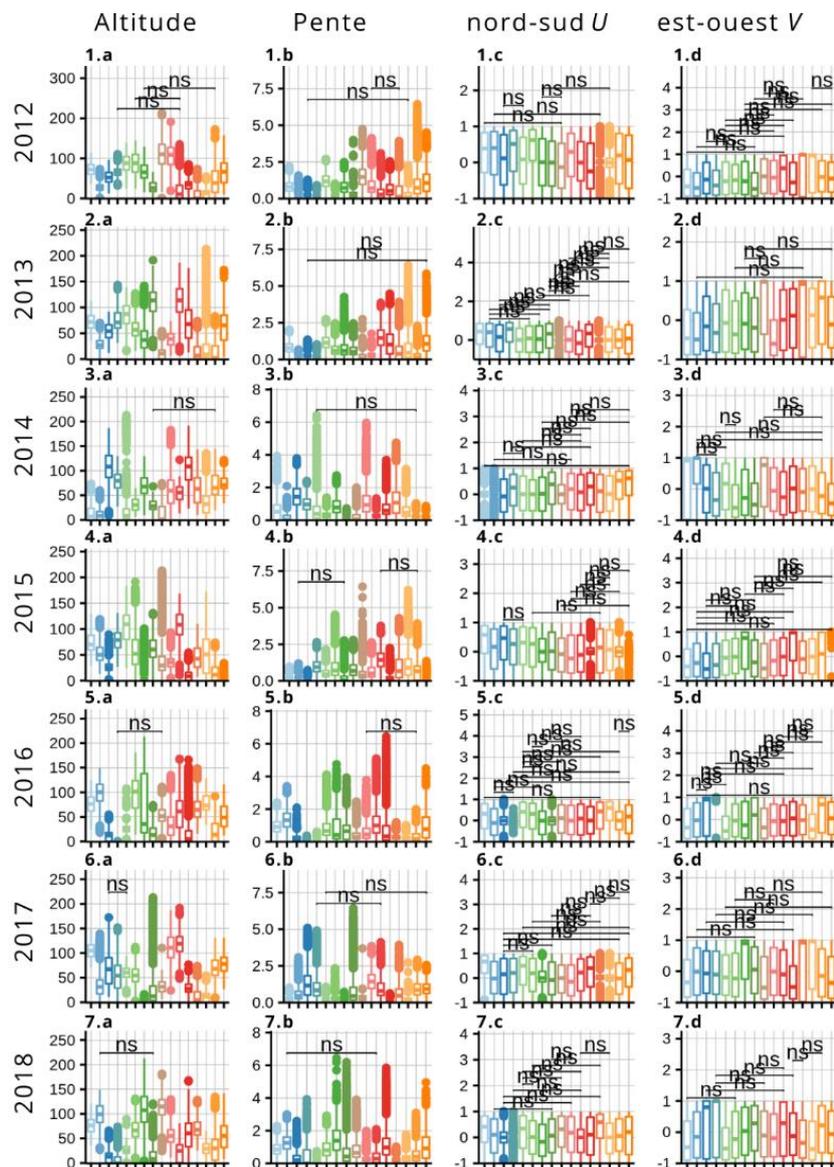
Annexe 24. Cartes auto-organisatrices des unités SOM regroupées par clusters (réduction de dimension)



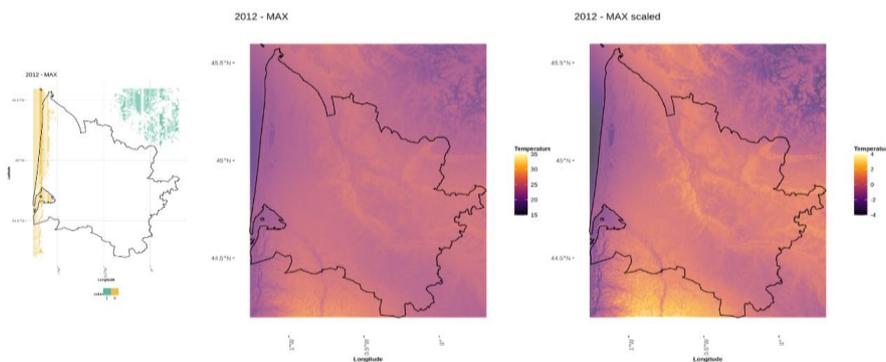
Annexe 25. Boxplots du test de Kruskal-Wallis pour les valeurs de températures de surface a) minimales et b) maximales appliquées pour chaque paire d'unités et par année entre 2012 et 2018. Les paires d'unités aux différences non significatives sont illustrées par ns (p -value > 0,05)



Annexe 26. Boxplots du test de Kruskal-Wallis pour les valeurs des variables topographiques appliquées pour chaque paire d'unités et par année entre 2012 et 2018. Les paires d'unités aux différences non significatives sont illustrées



Annexe 27. Distribution des températures de surface maximales en 2012 et visualisation des clusters 1 et 6.



BIBLIOGRAPHIE

- Abburu, S. et Babu Golla, S. (2015). Satellite Image Classification Methods and Techniques: A Review. *International Journal of Computer Applications*, 119, 20-25. <https://doi.org/10.5120/21088-3779>
- Agam, N., Kustas, W. P., Anderson, M. C., Li, F. et Neale, C. M. (2007). A vegetation index based technique for spatial sharpening of thermal imagery. *Remote Sensing of Environment*, 107(4), 545-558.
- Aigrain, P., Bois, B., Brugiere, F., Duchene, E., Cortazar-Atauri, I. G. de, Gautier, J., Giraud-Heraud, E., Hammond, R., Hannin, H., Ollat, N. et Touzard, J. M. (2019). L'utilisation par la viticulture française d'un exercice de prospective pour l'élaboration d'une stratégie d'adaptation au changement climatique. *BIO Web of Conferences*, 12, 03020. <https://doi.org/10.1051/bioconf/20191203020>
- Amerine, M. et Winkler, A. (1944). Composition and Quality of Musts and Wines of California Grapes. *Hilgardia*, 15(6), 493-675.
- Aminou, D. M. A., Jacquet, B. et Pasternak, F. (1997). Characteristics of the Meteosat Second Generation (MSG) radiometer/imager: SEVIRI. Dans *Sensors, Systems, and Next-Generation Satellites* (vol. 3221, p. 19-31). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.298084>
- Anastasiou, E., Balafoutis, A., Darra, N., Psiroukis, V., Biniari, A., Xanthopoulos, G. et Fountas, S. (2018). Satellite and proximal sensing to estimate the yield and quality of table grapes. *Agriculture*, 8(7), 94.
- 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.
- Azevedo, J. A., Chapman, L. et Muller, C. L. (2016). Quantifying the Daytime and Night-Time Urban Heat Island in Birmingham, UK: A Comparison of Satellite Derived Land Surface Temperature and High Resolution Air Temperature Observations. *Remote Sensing*, 8(2), 153. <https://doi.org/10.3390/rs8020153>
- Ball, G. H. et Hall, D. J. (1967). A clustering technique for summarizing multivariate data. *Behavioral science*, 12(2), 153-155.
- Balsamo, G., Agusti-Panareda, A., Albergel, C., Arduini, G., Beljaars, A., Bidlot, J., Blyth, E., Bousserez, N., Boussetta, S., Brown, A., Buizza, R., Buontempo, C., Chevallier, F., Choulga, M., Cloke, H., Cronin, M. F., Dahoui, M., De Rosnay, P., Dirmeyer, P. A., ... Zeng, X. (2018). Satellite and In Situ Observations for Advancing Global Earth Surface Modelling: A Review. *Remote Sensing*, 10(12), 2038. <https://doi.org/10.3390/rs10122038>
- Baluja, J., Diago, M. P., Balda, P., Zorer, R., Meggio, F., Morales, F. et Tardaguila, J. (2012). Assessment of vineyard water status variability by thermal and multispectral imagery using an unmanned aerial vehicle (UAV). *Irrigation Science*, 30(6), 511-522.
- Barry, R. G. (1992). *Mountain weather and climate*. Psychology Press.
- Barry, R. G. et Chorley, R. J. (2009). *Atmosphere, weather and climate*. Routledge.
- Barsi, J. A., Schott, J. R., Hook, S. J., Raqueno, N. G., Markham, B. L. et Radocinski, R. G. (2014). Landsat-8 Thermal Infrared Sensor (TIRS) Vicarious Radiometric Calibration. *Remote Sensing*, 6(11), 11607-11626. <https://doi.org/10.3390/rs61111607>

- Bartkowiak, P., Castelli, M. et Notarnicola, C. (2019). Downscaling land surface temperature from MODIS dataset with random forest approach over alpine vegetated areas. *Remote Sensing*, 11(11), 1319.
- Bechtel, B., Zakšek, K. et Hoshyaripour, G. (2012). Downscaling Land Surface Temperature in an Urban Area: A Case Study for Hamburg, Germany. *Remote Sensing*, 4(10), 3184-3200. <https://doi.org/10.3390/rs4103184>
- Becker, F. (1987). The impact of spectral emissivity on the measurement of land surface temperature from a satellite. *International Journal of Remote Sensing*, 8(10), 1509-1522.
- Belgiu, M. et Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 114, 24-31.
- Bellvert, J., Zarco-Tejada, P. j., Marsal, J., Girona, J., González-Dugo, V. et Fereres, E. (2016). Vineyard irrigation scheduling based on airborne thermal imagery and water potential thresholds. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 22(2), 307-315. <https://doi.org/10.1111/ajgw.12173>
- Beltrando, G. et Chémery, L. (1995). *Dictionnaire du climat*. Larousse.
- Benali, A., Carvalho, A. C., Nunes, J. P., Carvalhais, N. et Santos, A. (2012). Estimating air surface temperature in Portugal using MODIS LST data. *Remote Sensing of Environment*, 124, 108-121. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.04.024>
- Bertoldi, G., Notarnicola, C., Leitinger, G., Endrizzi, S., Zebisch, M., Chiesa, S. D. et Tappeiner, U. (2010). Topographical and ecohydrological controls on land surface temperature in an alpine catchment. *Ecohydrology*, 3(2), 189-204. <https://doi.org/10.1002/eco.129>
- Bessho, K., Date, K., Hayashi, M., Ikeda, A., Imai, T., Inoue, H., Kumagai, Y., Miyakawa, T., Murata, H., Ohno, T., Okuyama, A., Oyama, R., Sasaki, Y., Shimazu, Y., Shimoji, K., Sumida, Y., Suzuki, M., Taniguchi, H., Tsuchiyama, H., ... Yoshida, R. (2016). An Introduction to Himawari-8/9— Japan's New-Generation Geostationary Meteorological Satellites. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 94(2), 151-183. <https://doi.org/10.2151/jmsj.2016-009>
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 65(1), 2-16.
- Blaschke, T., Lang, S., Lorup, E., Strobl, J. et Zeil, P. (2000). Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications. *Environmental information for planning, politics and the public*, 2, 555-570.
- Boé, J., Terray, L., Habets, F. et Martin, E. (2007). Statistical and dynamical downscaling of the Seine basin climate for hydro-meteorological studies. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 27(12), 1643-1655.
- Bois, B. (2007). *Cartographie agroclimatique à méso-échelle: méthodologie et application à la variabilité spatiale du climat en Gironde viticole. Conséquences pour le développement de la vigne et la maturation du raisin* [Thèse de doctorat, Université Sciences et Technologies - Bordeaux I].
- Bois, B., Joly, D., Quénot, H., Pieri, P., Gaudillère, J.-P., Guyon, D., Saur, E. et Van Leeuwen, C. (2018). Temperature-based zoning of the Bordeaux wine region. *Oeno One*, 52(4).
- Bois, B., Pauthier, B., Brillante, L., Mathieu, O., Leveque, J., Van Leeuwen, C., Castel, T. et Richard, Y. (2020). Sensitivity of Grapevine Soil–Water Balance to Rainfall Spatial

- Variability at Local Scale Level. *Frontiers in Environmental Science*, 0. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2020.00110>
- Bois, B., Wald, L., Pieri, P., van Leeuwen, C., Commagnac, L., Chery, P., Christen, M., Gaudillère, J.-P. et Saur, E. (2008). Estimating spatial and temporal variations in solar radiation within Bordeaux winegrowing region using remotely sensed data. *Journal International des Sciences de la Vigne et du Vin*, 42(1), 15-25.
- Bonnardot, V., Carey, V. A., Madelin, M., Cautenet, S., Coetzee, Z. et Quénot, H. (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), p.1-13. <https://doi.org/10.20870/oenone.2012.46.1.1504>
- Bonnardot, V. et Quenol, H. (2021). Editorial : numéro thématique ‘Changement climatique, territoires et agrosystèmes’. *Climatologie*, 18, 1. <https://doi.org/10.1051/climat/202118001>
- 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].
- Borgogno-Mondino, E., Lessio, A., Tarricone, L., Novello, V. et de Palma, L. (2018). A comparison between multispectral aerial and satellite imagery in precision viticulture. *Precision agriculture*, 19(2), 195-217.
- Bosilovich, M. G. (2006). A comparison of MODIS land surface temperature with in situ observations. *Geophysical Research Letters*, 33(20). <https://doi.org/10.1029/2006GL027519>
- Braga, P. H. M. et Bassani, H. F. (2018). A Semi-Supervised Self-Organizing Map for Clustering and Classification. *2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 1-8. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2018.8489675>
- Branas, J. (1974). *Viticulture*. Imp. Dehan.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- Brillante, L., Bois, B., Lévêque, J. et Mathieu, O. (2016). Variations in soil-water use by grapevine according to plant water status and soil physical-chemical characteristics—A 3D spatio-temporal analysis. *European journal of agronomy*, 77, 122-135.
- Brillante, L., Bonfante, A., Bramley, R. G. V., Tardaguila, J. et Priori, S. (2020). Unbiased Scientific Approaches to the Study of Terroir Are Needed! *Frontiers in Earth Science*, 8, 493. <https://doi.org/10.3389/feart.2020.539377>
- Brunsell, N. A. et Gillies, R. R. (2003). Length scale analysis of surface energy fluxes derived from remote sensing. *Journal of Hydrometeorology*, 4(6), 1212-1219.
- Bruyère, C. L., Done, J. M., Holland, G. J. et Fredrick, S. (2014). Bias corrections of global models for regional climate simulations of high-impact weather. *Climate Dynamics*, 43(7), 1847-1856.
- Cai, Y., Chen, G., Wang, Y., Yang, L., Cai, Y., Chen, G., Wang, Y. et Yang, L. (2017). Impacts of Land Cover and Seasonal Variation on Maximum Air Temperature Estimation Using MODIS Imagery. *Remote Sensing*, 9(3), 233. <https://doi.org/10.3390/rs9030233>
- Campbell, J. B. et Wynne, R. H. (2011). *Introduction to Remote Sensing, Fifth Edition*. Guilford Press.
- Carey, V. A., Saayman, D., Archer, E., Barbeau, G. et Wallace, M. (2008). Viticultural terroirs in Stellenbosch, South Africa. I. The identification of natural terroir units. *Oeno One*, 42(4), 169-183.

- Carr, B. B., Clarke, A. B. et Vanderkluysen, L. (2016). The 2006 lava dome eruption of Merapi Volcano (Indonesia): Detailed analysis using MODIS TIR. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 311, 60-71.
- Carrega, P. (1994). Topoclimatologie et habitat. Analyse spatiale quantitative et appliquée, 35–36. *Revue de Géographie du Laboratoire d'Analyse Spatiale Raoul Blanchard, UFR Espaces et Cultures, Université de Nice-Sophia Antipolis*.
- Carrega, P. (1995). A method for the reconstruction of mountain air temperatures with automatic cartographic applications. *Theoretical and applied climatology*, 52(1), 69-84.
- Cassano, J. J., Cassano, E. N., Seefeldt, M. W., Gutowski, W. J. et Glisan, J. M. (2016). Synoptic conditions during wintertime temperature extremes in Alaska. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 121(7), 3241-3262. <https://doi.org/10.1002/2015JD024404>
- Chambre régionale d'agriculture Aquitaine. (2020). *Etat des lieux sur le changement climatique et ses incidences agricoles en région Nouvelle-Aquitaine*. <https://nouvelle-aquitaine.chambres-agriculture.fr/agro-environnement/changement-climatique/oracle-nouvelle-aquitaine/>
- Chan, H.-P., Konstantinou, K. I. et Blackett, M. (2021). Spatio-temporal surface temperature variations detected by satellite thermal infrared images at Merapi volcano, Indonesia. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 420, 107405. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2021.107405>
- Charrad, M., Ghazzali, N., Boiteau, V. et Niknafs, A. (2014). NbClust: An R Package for Determining the Relevant Number of Clusters in a Data Set. *Journal of Statistical Software*, 61, 1-36. <https://doi.org/10.18637/jss.v061.i06>
- Chen, A., Yao, L., Sun, R. et Chen, L. (2014). How many metrics are required to identify the effects of the landscape pattern on land surface temperature? *Ecological Indicators*, 45, 424-433. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2014.05.002>
- Chen, M., Sun, Z., Newell, B. H., Corr, C. A. et Gao, W. (2020). Missing Pixel Reconstruction on Landsat 8 Analysis Ready Data Land Surface Temperature Image Patches Using Source-Augmented Partial Convolution. *Remote Sensing*, 12(19), 3143. <https://doi.org/10.3390/rs12193143>
- Chen, X.-L., Zhao, H.-M., Li, P.-X. et Yin, Z.-Y. (2006). Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes. *Remote sensing of environment*, 104(2), 133-146.
- Cheng, G., Han, J. et Lu, X. (2017). Remote sensing image scene classification: Benchmark and state of the art. *Proceedings of the IEEE*, 105(10), 1865-1883.
- Choisnel, E. (1984). Notions d'échelle en climatologie. *La Météorologie*, 5(11), 44-52.
- Chon, T.-S. (2011). Self-Organizing Maps applied to ecological sciences. *Ecological Informatics*, 6(1), 50-61. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2010.11.002>
- Cifre, J., Bota, J., Escalona, J., Medrano, H. et Flexas, J. (2005). Physiological tools for irrigation scheduling in grapevine (*Vitis vinifera* L.): An open gate to improve water-use efficiency? *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 106(2-3), 159-170.
- Cleuziou, G. (2004). *Une méthode de classification non-supervisée pour l'apprentissage de règles et la recherche d'information* [phdthesis, Université d'Orléans]. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00084828>

- Coll, C., Caselles, V., Galve, J. M., Valor, E., Niclòs, R., Sánchez, J. M. et Rivas, R. (2005). Ground measurements for the validation of land surface temperatures derived from AATSR and MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 97(3), 288-300. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.05.007>
- Conde, A., Pimentel, D., Neves, A., Dinis, L.-T., Bernardo, S., Correia, C. M., Gerós, H. et Moutinho-Pereira, J. (2016). Kaolin foliar application has a stimulatory effect on phenylpropanoid and flavonoid pathways in grape berries. *Frontiers in plant science*, 7, 1150.
- Coombe, B. (1986). Influence of temperature on composition and quality of grapes (p. 23-36). Symposium on Grapevine Canopy and Vigor Management, XXII IHC 206.
- Corbari, C., Salerno, R., Ceppi, A., Telesca, V. et Mancini, M. (2019). Smart irrigation forecast using satellite LANDSAT data and meteo-hydrological modeling. *Agricultural Water Management*, 212, 283-294. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2018.09.005>
- Cortázar-Atauri, I. G. de, Duchêne, E., Destrac-Irvine, A., Barbeau, G., Rességuier, L. de, Lacombe, T., Parker, A. K., Saurin, N. et Leeuwen, C. van. (2017). Grapevine phenology in France: from past observations to future evolutions in the context of climate change. *OENO One*, 51(2), 115-126.
- Cortes, C. et Vapnik, V. (1995). Support vector machine. *Machine learning*, 20(3), 273-297.
- Costa, J. M., Grant, O. M. et Chaves, M. M. (2010). Use of Thermal Imaging in Viticulture: Current Application and Future Prospects. Dans S. Delrot, H. Medrano, E. Or, L. Bavaresco et S. Grando (dir.), *Methodologies and Results in Grapevine Research* (p. 135-150). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-90-481-9283-0_10
- Cottrell, M., Olteanu, M., Rossi, F. et Villa-Vialaneix, N. (2016). Theoretical and applied aspects of the self-organizing maps. Dans *Advances in self-organizing maps and learning vector quantization* (p. 3-26). Springer.
- Cottrell, M., Olteanu, M., Rossi, F. et Villa-Vialaneix, N. (2018). Self-organizing maps, theory and applications. *Revista de Investigacion Operacional*, 39(1), 1-22.
- Courault, D., Seguin, B. et Olioso, A. (2005). Review on estimation of evapotranspiration from remote sensing data: From empirical to numerical modeling approaches. *Irrigation and Drainage Systems*, 19(3), 223-249. <https://doi.org/10.1007/s10795-005-5186-0>
- Cracknell, A. P. (1997). *advanced very high resolution radiometer AVHRR*. CRC Press.
- Cressie, N. (2015). *Statistics for spatial data*. John Wiley & Sons.
- Cristóbal, J., Jiménez-Muñoz, J. C., Prakash, A., Mattar, C., Skoković, D. et Sobrino, J. A. (2018). An Improved Single-Channel Method to Retrieve Land Surface Temperature from the Landsat-8 Thermal Band. *Remote Sensing*, 10(3), 431. <https://doi.org/10.3390/rs10030431>
- Danielson, J. J. et Gesch, D. B. (2011). *Global multi-resolution terrain elevation data 2010 (GMTED2010)*. US Department of the Interior, US Geological Survey Washington, DC, USA.
- Dash, P., Göttsche, F.-M., Olesen, F.-S. et Fischer, H. (2002). Land surface temperature and emissivity estimation from passive sensor data: Theory and practice-current trends. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13), 2563-2594. <https://doi.org/10.1080/01431160110115041>
- de Rességuier, L., Le Roux, R., Petitjean, T., Mary, S., Quénot, H. et van Leeuwen, C. (2018). Variability of climate, water and nitrogen status and its influence on vine phenology and

- grape composition inside a small winegrowing estate (vol. 50, p. 01016). E3S Web of Conferences, EDP Sciences.
- de Rességuier, L., Mary, S., Le Roux, R., Petitjean, T., Quénot, H. et van Leeuwen, C. (2020). Temperature Variability at Local Scale in the Bordeaux Area. Relations With Environmental Factors and Impact on Vine Phenology. *Frontiers in Plant Science*, 11. <https://doi.org/10.3389/fpls.2020.00515>
- Di Gennaro, S. F., Dainelli, R., Palliotti, A., Toscano, P. et Matese, A. (2019). Sentinel-2 Validation for Spatial Variability Assessment in Overhead Trellis System Viticulture Versus UAV and Agronomic Data. *Remote Sensing*, 11(21), 2573. <https://doi.org/10.3390/rs11212573>
- Di Gennaro, S. F., Matese, A., Gioli, B., Toscano, P., Zaldei, A., Palliotti, A. et Genesio, L. (2017). Multisensor approach to assess vineyard thermal dynamics combining high-resolution unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing and wireless sensor network (WSN) proximal sensing. *Scientia Horticulturae*, 221(Supplement C), 83-87. <https://doi.org/10.1016/j.scienta.2017.04.024>
- Dickinson, R. E., Errico, R. M., Giorgi, F. et Bates, G. T. (1989). A regional climate model for the western United States. *Climatic Change*, 15(3), 383-422. <https://doi.org/10.1007/BF00240465>
- Dobrowski, S. Z. (2011). A climatic basis for microrefugia: the influence of terrain on climate. *Global Change Biology*, 17(2), 1022-1035. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2010.02263.x>
- Donlon, C., Berruti, B., Buongiorno, A., Ferreira, M.-H., Féménias, P., Frerick, J., Goryl, P., Klein, U., Laur, H., Mavrocordatos, C., Nieke, J., Rebhan, H., Seitz, B., Stroede, J. et Sciarra, R. (2012). The Global Monitoring for Environment and Security (GMES) Sentinel-3 mission. *Remote Sensing of Environment*, 120, 37-57. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.07.024>
- Drappier, J., Thibon, C., Rabot, A. et Geny-Denis, L. (2019). Relationship between wine composition and temperature: Impact on Bordeaux wine typicity in the context of global warming. *Critical reviews in food science and nutrition*, 59(1), 14-30.
- Duan, S.-B., Li, Z.-L. et Leng, P. (2017). A framework for the retrieval of all-weather land surface temperature at a high spatial resolution from polar-orbiting thermal infrared and passive microwave data. *Remote Sensing of Environment*, 195, 107-117. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.04.008>
- Duchêne, E., Huard, F., Dumas, V., Schneider, C. et Merdinoglu, D. (2010). The challenge of adapting grapevine varieties to climate change. *Climate research*, 41(3), 193-204.
- Dunn, M. R., Lindsay, J. A. 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. <https://doi.org/10.1111/ajgw.12138>
- Ebrahimi, H. et Azadbakht, M. (2019). Downscaling MODIS land surface temperature over a heterogeneous area: An investigation of machine learning techniques, feature selection, and impacts of mixed pixels. *Computers & Geosciences*, 124, 93-102. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2019.01.004>
- Ermida, S., Trigo, I., DaCamara, C., Pires, A., Ermida, S. L., Trigo, I. F., DaCamara, C. C. et Pires, A. C. (2018). A Methodology to Simulate LST Directional Effects Based on

- Parametric Models and Landscape Properties. *Remote Sensing*, 10(7), 1114. <https://doi.org/10.3390/rs10071114>
- Essa, W., Verbeiren, B., van der Kwast, J. et Batelaan, O. (2017). Improved DisTrad for Downscaling Thermal MODIS Imagery over Urban Areas. *Remote Sensing*, 9(12), 1243. <https://doi.org/10.3390/rs9121243>
- Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C. A., Stevens, B., Stouffer, R. J. et Taylor, K. E. (2016). Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geoscientific Model Development*, 9(5), 1937-1958. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-1937-2016>
- Falcão, L. D., de Revel, G., Perello, M. C., Moutsiou, A., Zanus, M. C. et Bordignon-Luiz, M. T. (2007). A survey of seasonal temperatures and vineyard altitude influences on 2-methoxy-3-isobutylpyrazine, C13-norisoprenoids, and the sensory profile of Brazilian Cabernet Sauvignon wines. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 55(9), 3605-3612.
- Farr, T. G., Rosen, P. A., Caro, E., Crippen, R., Duren, R., Hensley, S., Kobrick, M., Paller, M., Rodriguez, E. et Roth, L. (2007). The shuttle radar topography mission. *Reviews of geophysics*, 45(2).
- Filippi, A., Klein, A. G., Dobрева, I. et Jensen, J. R. (2010). *Self-organizing map-based applications in remote sensing*. Citeseer.
- Flato, G., Marotzke, J., Abiodun, B., Braconnot, P., Chou, S. C., Collins, W., Cox, P., Driouech, F., Emori, S. et Eyring, V. (2014). Evaluation of climate models. Dans *Climate change 2013: the physical science basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (p. 741-866). Cambridge University Press.
- Foley, A. (2010). Uncertainty in regional climate modelling: A review. *Progress in Physical Geography*, 34(5), 647-670.
- Fraga, H., Atauri, I. G. de C., Malheiro, A. C. et Santos, J. A. (2016a). Modelling climate change impacts on viticultural yield, phenology and stress conditions in Europe. *Global Change Biology*, 22(11), 3774-3788. <https://doi.org/10.1111/gcb.13382>
- Fraga, H., Costa, R. et Santos, J. A. (2017). Multivariate clustering of viticultural terroirs in the Douro winemaking region. *Ciência e Técnica Vitivinícola*, 32(2), 142-153. <https://doi.org/10.1051/ctv/20173202142>
- Fraga, H., Malheiro, A. C., Moutinho-Pereira, J., Jones, G. V., Alves, F., Pinto, J. G. et Santos, J. A. (2014). Very high resolution bioclimatic zoning of Portuguese wine regions: present and future scenarios. *Regional Environmental Change*, 14(1), 295-306. <https://doi.org/10.1007/s10113-013-0490-y>
- Fraga, H., Malheiro, A. C., Moutinho-Pereira, J. et Santos, J. A. (2012). An overview of climate change impacts on European viticulture. *Food and Energy Security*, 1(2), 94-110.
- Fraga, H., Malheiro, A. C., Moutinho-Pereira, J. et Santos, J. A. (2013a). Future scenarios for viticultural zoning in Europe: ensemble projections and uncertainties. *International Journal of Biometeorology*, 57(6), 909-925. <https://doi.org/10.1007/s00484-012-0617-8>
- Fraga, H., Molitor, D., Leolini, L. et Santos, J. A. (2020). What Is the Impact of Heatwaves on European Viticulture? A Modelling Assessment. *Applied Sciences*, 10(9), 3030. <https://doi.org/10.3390/app10093030>

- Fraga, H. et Santos, J. A. (2018). Vineyard mulching as a climate change adaptation measure: Future simulations for Alentejo, Portugal. *Agricultural Systems*, 164, 107-115. <https://doi.org/10.1016/j.agry.2018.04.006>
- Fraga, H., Santos, J. A., Moutinho-Pereira, J., Carlos, C., Silvestre, J., Eiras-Dias, J., Mota, T. et Malheiro, A. C. (2016b). Statistical modelling of grapevine phenology in Portuguese wine regions: observed trends and climate change projections. *The Journal of Agricultural Science*, 154(5), 795-811. <https://doi.org/10.1017/S0021859615000933>
- Fraga, Malheiro, Moutinho-Pereira et Santos. (2013b). An overview of climate change impacts on European viticulture. *Food and Energy Security*, 1(2), 94-110. <https://doi.org/10.1002/fes3.14>
- François, B., Vrac, M., Cannon, A. J., Robin, Y. et Allard, D. (2020). Multivariate bias corrections of climate simulations: which benefits for which losses? *Earth System Dynamics*, 11(2), 537-562. <https://doi.org/10.5194/esd-11-537-2020>
- Freedman, D. (2005). *Statistical Models: Theory and Practice*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139165495>
- Freitas, S. C., Trigo, I. F., Macedo, J., Barroso, C., Silva, R. et Perdigão, R. (2013). Land surface temperature from multiple geostationary satellites. *International Journal of Remote Sensing*, 34(9-10), 3051-3068. <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.716925>
- Fu, P. et Weng, Q. (2016). A time series analysis of urbanization induced land use and land cover change and its impact on land surface temperature with Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 175, 205-214. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.040>
- Ganopolski, A. (2008). Climate Change Models. Dans S. E. Jørgensen et B. D. Fath (dir.), *Encyclopedia of Ecology* (p. 603-612). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-008045405-4.00197-X>
- Gao, F., Masek, J., Schwaller, M. et Hall, F. (2006). On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: predicting daily Landsat surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(8), 2207-2218. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2006.872081>
- Gao, L., Zhan, W., Huang, F., Zhu, X., Zhou, J., Quan, J., Du, P. et Li, M. (2017). Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: A simple yet flexible index (SIFI) to assess method performances. *Remote Sensing of Environment*, 200, 206-219.
- Gao, M., Yang, Y., Shi, H. et Gao, Z. (2019). SOM-based synoptic analysis of atmospheric circulation patterns and temperature anomalies in China. *Atmospheric Research*, 220, 46-56. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.01.005>
- GCOS. (2016). The global observing system for climate: Implementation needs. *World Meteorol. Organ.*, 200, 316.
- Ghafarian Malamiri, H., Rousta, I., Olafsson, H., Zare, H., Zhang, H., Ghafarian Malamiri, H. R., Rousta, I., Olafsson, H., Zare, H. et Zhang, H. (2018). Gap-Filling of MODIS Time Series Land Surface Temperature (LST) Products Using Singular Spectrum Analysis (SSA). *Atmosphere*, 9(9), 334. <https://doi.org/10.3390/atmos9090334>
- Ghent, D., Kaduk, J., Remedios, J. et Balzter, H. (2011). Data assimilation into land surface models: the implications for climate feedbacks. *International Journal of Remote Sensing*, 32(3), 617-632.

- Gibson, P. B., Perkins-Kirkpatrick, S. E., Uotila, P., Pepler, A. S. et Alexander, L. V. (2017). On the use of self-organizing maps for studying climate extremes. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(7), 3891-3903. <https://doi.org/10.1002/2016JD026256>
- Gillespie, A., Rokugawa, S., Matsunaga, T., Cothorn, J. S., Hook, S. et Kahle, A. B. (1998). A temperature and emissivity separation algorithm for Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) images. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 36(4), 1113-1126.
- Giorgi, F. (2006). Regional climate modeling: Status and perspectives (vol. 139, p. 101-118). *Journal de Physique IV (proceedings)*, EDP sciences.
- Giorgi, F. (2019). Thirty Years of Regional Climate Modeling: Where Are We and Where Are We Going next? *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124(11), 5696-5723. <https://doi.org/10.1029/2018JD030094>
- Giorgi, F. et Gutowski Jr, W. J. (2015). Regional dynamical downscaling and the CORDEX initiative. *Annual review of environment and resources*, 40, 467-490.
- Giovos, R., Tassopoulos, D., Kalivas, D., Lougkos, N. et Priovolou, A. (2021). Remote Sensing Vegetation Indices in Viticulture: A Critical Review. *Agriculture*, 11(5), 457. <https://doi.org/10.3390/agriculture11050457>
- Girard, M.-C. et Girard, C.-M. (2010). *Traitement des données de télédétection-2e éd.: Environnement et ressources naturelles*. Dunod.
- Gladstones, J. (1992). Viticulture and environment. *Adelaide, Australia*.
- Global Atmospheric Research Programme, International Council of Scientific Unions, Global Atmospheric Research Programme et WMO/ICSU Joint Scientific Committee. (1975). *GARP publications series*. Global Atmospheric Research Programme (GARP), WMO-ICSU Joint Scientific ...
- Global Climate Observing System. (2011). *Systematic Observation Requirements for Satellite-Based Data Products for Climate—2011 Update*.
- Gómez-Chova, L., Tuia, D., Moser, G. et Camps-Valls, G. (2015). Multimodal classification of remote sensing images: A review and future directions. *Proceedings of the IEEE*, 103(9), 1560-1584.
- Gourdon-Platel, N. (1978). Caractères physiques des terroirs du vignoble libournais : Saint-Emilion, Pomerol, Fronsac. *Travaux du Laboratoire de Géographie Physique Appliquée*, 2(1), 36-60. <https://doi.org/10.3406/tlgpa.1978.877>
- Griggs, D. J. et Noguer, M. (2002). Climate change 2001: the scientific basis. Contribution of working group I to the third assessment report of the intergovernmental panel on climate change. *Weather*, 57(8), 267-269.
- Guilloux-Benatier, M., Duteau, J. et Seguin, G. (1978). Les grands types de sols viticoles de Pomerol et Saint-Emilion. *OENO One*, 12(3), 141-165.
- Hall, A. (2018). Remote sensing applications in viticulture: recent advances and new opportunities. *Infowine - Internet Journal of Viticulture and Enology*, 1-8.
- Hall, A. et Jones, G. V. (2010). Spatial analysis of climate in winegrape-growing regions in Australia. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 16(3), 389-404.
- Hannah, L., Roehrdanz, P. R., Ikegami, M., Shepard, A. V., Shaw, M. R., Tabor, G., Zhi, L., Marquet, P. A. et Hijmans, R. J. (2013). Climate change, wine, and conservation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110(17), 6907-6912. <https://doi.org/10.1073/pnas.1210127110>

- Haselwimmer, C. et Prakash, A. (2013). Thermal Infrared Remote Sensing of Geothermal Systems. Dans C. Kuenzer et S. Dech (dir.), *Thermal Infrared Remote Sensing: Sensors, Methods, Applications* (p. 453-473). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-6639-6_22
- Hengl, T., Heuvelink, G., Perčec Tadić, M. et Pebesma, E. J. (2012). Spatio-temporal prediction of daily temperatures using time-series of MODIS LST images. *Theoretical and applied climatology*, 107(1), 265-277.
- Hook, S. J., Cawse-Nicholson, K. et Hulley, G. C. (2018). *ECOSTRESS, HyTES and HypsIRI/SBG - Imaging in the Thermal Infrared, 2018*, GC12A-01. AGU Fall Meeting Abstracts.
- Horton, D. E., Johnson, N. C., Singh, D., Swain, D. L., Rajaratnam, B. et Diffenbaugh, N. S. (2015). Contribution of changes in atmospheric circulation patterns to extreme temperature trends. *Nature*, 522(7557), 465-469. <https://doi.org/10.1038/nature14550>
- Houghton, J. T., Ding, Y., Griggs, D. J., Noguier, M., van der Linden, P. J., Dai, X., Maskell, K. et Johnson, C. (2001). *Climate change 2001: the scientific basis*. The Press Syndicate of the University of Cambridge.
- Howden, S. M., Soussana, J.-F., Tubiello, F. N., Chhetri, N., Dunlop, M. et Meinke, H. (2007). Adapting agriculture to climate change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104(50), 19691-19696. <https://doi.org/10.1073/pnas.0701890104>
- Hu, F., Xia, G.-S., Hu, J. et Zhang, L. (2015). Transferring deep convolutional neural networks for the scene classification of high-resolution remote sensing imagery. *Remote Sensing*, 7(11), 14680-14707.
- Hu, X., Ren, H., Tansey, K., Zheng, Y., Ghent, D., Liu, X. et Yan, L. (2019). Agricultural drought monitoring using European Space Agency Sentinel 3A land surface temperature and normalized difference vegetation index imageries. *Agricultural and Forest Meteorology*, 279, 107707. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.107707>
- Hua, L. et Shao, G. (2017). The progress of operational forest fire monitoring with infrared remote sensing. *Journal of Forestry Research*, 28(2), 215-229. <https://doi.org/10.1007/s11676-016-0361-8>
- Huang, G., Li, Z., Li, X., Liang, S., Yang, K., Wang, D. et Zhang, Y. (2019). Estimating surface solar irradiance from satellites: Past, present, and future perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 233, 111371. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111371>
- Huang, R., Zhang, C., Huang, J., Zhu, D., Wang, L. et Liu, J. (2015). Mapping of Daily Mean Air Temperature in Agricultural Regions Using Daytime and Nighttime Land Surface Temperatures Derived from TERRA and AQUA MODIS Data. *Remote Sensing*, 7(7), 8728-8756. <https://doi.org/10.3390/rs70708728>
- Huglin, P. (1978). Nouveau mode d'évaluation des possibilités heliothermiques d'un milieu viticole. *Comptes rendus des sciences*.
- Hutengs, C. et Vohland, M. (2016). Downscaling land surface temperatures at regional scales with random forest regression. *Remote Sensing of Environment*, 178, 127-141. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.03.006>
- Inamdar, A. K., French, A., Hook, S., Vaughan, G. et Luckett, W. (2008). Land surface temperature retrieval at high spatial and temporal resolutions over the southwestern United States. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D7). <https://doi.org/10.1029/2007JD009048>

- Irimia, L. M., Patriche, C. V., Renan, L., Herve, Q., Cyril, T. et Sfică, L. (2019). Projections of climate suitability for wine production for the Cotnari wine region (Romania). *Present Environment and Sustainable Development*, (1), 5-18.
- Islam, M. R., Sheridan, S. C. et Lee, C. C. (2019). Using self-organizing maps to identify the South Asian seasonal cycle. *Theoretical and Applied Climatology*, 137(1), 1385-1401.
- Ji, C. Y. (2000). Land-use classification of remotely sensed data using Kohonen self-organizing feature map neural networks. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 66(12), 1451-1460.
- Jimenez-Munoz, J. C., Cristobal, J., Sobrino, J. A., Soria, G., Ninyerola, M. et Pons, X. (2009). Revision of the Single-Channel Algorithm for Land Surface Temperature Retrieval From Landsat Thermal-Infrared Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(1), 339-349. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2007125>
- Jiménez-Muñoz, J. C. et Sobrino, J. A. (2003). A generalized single-channel method for retrieving land surface temperature from remote sensing data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 108(D22). <https://doi.org/10.1029/2003JD003480>
- Jimenez-Munoz, J. C. et Sobrino, J. A. (2010). A Single-Channel Algorithm for Land-Surface Temperature Retrieval From ASTER Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 7(1), 176-179. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2009.2029534>
- Jin, M. (2004). Analysis of land skin temperature using AVHRR observations. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 85(4), 587-600.
- Joly, D., Nilsen, L., Fury, R., Elvebakk, A. et Brossard, T. (2003). Temperature interpolation at a large scale: test on a small area in Svalbard. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 23(13), 1637-1654.
- Jones, G., Moriondo, M., Bois, B., Hall, A. et Duff, A. (2009). Analysis of the spatial climate structure in viticulture regions worldwide. *Bulletin de l'OIV*, 82(944), 507.
- Jones, G. V. (2006). Climate and terroir: impacts of climate variability and change on wine. *Fine wine and terroir-the geoscience perspective*, (9), 1-14.
- Jones, G. V. 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), 383-406.
- Jones, G. V. et Davis, R. E. (2000). Using a synoptic climatological approach to understand climate-viticulture relationships. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 20(8), 813-837.
- Jones, G. V. et Webb, L. B. (2010). Climate change, viticulture, and wine: challenges and opportunities. *Journal of Wine Research*, 21(2-3), 103-106.
- Jones, G. V., White, M. A., Cooper, O. R. et Storchmann, K. (2004). Climate and wine: Quality issues in a warmer world. Proceedings of the Vineyard Data Quantification Society's 10th OEonometrics Meeting.
- Jones, G. V., White, M. A., Cooper, O. R. et Storchmann, K. (2005). Climate Change and Global Wine Quality. *Climatic Change*, 73(3), 319-343. <https://doi.org/10.1007/s10584-005-4704-2>
- Jones, H. G., Stoll, M., Santos, T., Sousa, C. de, Chaves, M. M. et Grant, O. M. (2002). Use of infrared thermography for monitoring stomatal closure in the field: application to grapevine. *Journal of experimental botany*, 53(378), 2249-2260.

- Jouzel, J., Ouzeau, G., Déqué, M., Jouini, M., Planton, S. et Vautard, R. (2014). Le climat de la France au XXI^e 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, Ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie*.
- Kahle, A. B. (1980). Surface thermal properties. *Remote Sensing in Geology*, 257-273.
- Kane, B. (2017). The Capabilities of the Geostationary Operational Environmental Satellite-16 (GOES-16). *Student Works*.
- Kanevski, M. (2013). *Advanced mapping of environmental data*. John Wiley & Sons.
- Kang, J., Tan, J., Jin, R., Li, X., Zhang, Y., Kang, J., Tan, J., Jin, R., Li, X. et Zhang, Y. (2018). Reconstruction of MODIS Land Surface Temperature Products Based on Multi-Temporal Information. *Remote Sensing*, 10(7), 1112. <https://doi.org/10.3390/rs10071112>
- Kashinath, K., Mustafa, M., Albert, A., Wu, J. L., Jiang, C., Esmaeilzadeh, S., Azizzadenesheli, K., Wang, R., Chattopadhyay, A. et Singh, A. (2021). Physics-informed machine learning: case studies for weather and climate modelling. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 379(2194), 20200093.
- Kaski, S., Nikkilä, J. et Kohonen, T. (1998). Methods for Interpreting a Self-Organized Map in Data Analysis. Dans *In Proc. 6th European Symposium on Artificial Neural Networks (ESANN98). D-Facto, Brugfes* (p. 185-190).
- Kassambara, A. (2021). *rstatix: Pipe-Friendly Framework for Basic Statistical Tests* (version 0.7.0). <https://CRAN.R-project.org/package=rstatix>
- Katurji, M., Noonan, B., Zawar-Reza, P., Schulmann, T. et Sturman, A. (2015). Characteristics of the Springtime Alpine Valley Atmospheric Boundary Layer Using Self-Organizing Maps. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 54(10), 2077-2085. <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-14-0317.1>
- Ke, L., Ding, X. et Song, C. (2013). Reconstruction of Time-Series MODIS LST in Central Qinghai-Tibet Plateau Using Geostatistical Approach. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10(6), 1602-1606. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2013.2263553>
- Kloog, I., Nordio, F., Coull, B. A. et Schwartz, J. (2014). Predicting spatiotemporal mean air temperature using MODIS satellite surface temperature measurements across the Northeastern USA. *Remote Sensing of Environment*, 150, 132-139. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.04.024>
- Knipper, K. R., Kustas, W. P., Anderson, M. C., Alfieri, J. G., Prueger, J. H., Hain, C. R., Gao, F., Yang, Y., McKee, L. G. et Nieto, H. (2019a). Evapotranspiration estimates derived using thermal-based satellite remote sensing and data fusion for irrigation management in California vineyards. *Irrigation Science*, 37(3), 431-449.
- Knipper, K. R., Kustas, W. P., Anderson, M. C., Alsina, M. M., Hain, C. R., Alfieri, J. G., Prueger, J. H., Gao, F., McKee, L. G. et Sanchez, L. A. (2019b). Using High-Spatiotemporal Thermal Satellite ET Retrievals for Operational Water Use and Stress Monitoring in a California Vineyard. *Remote Sensing*, 11(18), 2124. <https://doi.org/10.3390/rs11182124>
- Kohonen, T. (1982a). Analysis of a simple self-organizing process. *Biological cybernetics*, 44(2), 135-140.
- Kohonen, T. (1982b). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 43(1), 59-69. <https://doi.org/10.1007/BF00337288>

- Kohonen, T. (1997). Exploration of very large databases by self-organizing maps. Dans *Proceedings of international conference on neural networks (icnn'97)* (vol. 1, p. PL1-PL6 vol. 1). IEEE.
- Kohonen, T. (2013). Essentials of the self-organizing map. *Neural Networks*, 37, 52-65. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2012.09.018>
- Kottek, M., Grieser, J., Beck, C., Rudolf, B. et Rubel, F. (2006). *World map of the Köppen-Geiger climate classification updated*. *Meteorol Z*: 259–263.
- Koufos, G., Mavromatis, T., Koundouras, S., Fyllas, N. M. et Jones, G. V. (2014). Viticulture–climate relationships in Greece: the impacts of recent climate trends on harvest date variation. *International Journal of Climatology*, 34(5), 1445-1459.
- Kruisselbrink, R. W. and J. (2019). *kohonen: Supervised and Unsupervised Self-Organising Maps* (version 3.0.10). <https://CRAN.R-project.org/package=kohonen>
- Kruskal, W. H. et Wallis, W. A. (1952). Use of ranks in one-criterion variance analysis. *Journal of the American statistical Association*, 47(260), 583-621.
- Kuenzer, C., Zhang, J., Jing, L., Huadong, G. et Dech, S. (2013). Thermal Infrared Remote Sensing of Surface and Underground Coal Fires. Dans C. Kuenzer et S. Dech (dir.), *Thermal Infrared Remote Sensing: Sensors, Methods, Applications* (p. 429-451). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-6639-6_21
- Kuhn, M. (2008). Building predictive models in R using the caret package. *Journal of statistical software*, 28, 1-26.
- Kustas, W. et Anderson, M. (2009). Advances in thermal infrared remote sensing for land surface modeling. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149(12), 2071-2081. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2009.05.016>
- Kustas, W. P. et Norman, J. M. (1996). Use of remote sensing for evapotranspiration monitoring over land surfaces. *Hydrological Sciences Journal*, 41(4), 495-516. <https://doi.org/10.1080/02626669609491522>
- Kustas, W. P., Norman, J. M., Anderson, M. C. et French, A. N. (2003). Estimating subpixel surface temperatures and energy fluxes from the vegetation index–radiometric temperature relationship. *Remote sensing of environment*, 85(4), 429-440.
- Labeled, J. et Stoll, M. P. (1991). Spatial variability of land surface emissivity in the thermal infrared band: Spectral signature and effective surface temperature. *Remote Sensing of Environment*, 38(1), 1-17. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90068-H](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90068-H)
- Laflamme, E. M., Linder, E. et Pan, Y. (2016). Statistical downscaling of regional climate model output to achieve projections of precipitation extremes. *Weather and Climate Extremes*, 12, 15-23. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2015.12.001>
- Laget, F., Tondut, J.-L., Deloire, A. et Kelly, M. T. (2008). Climate trends in a specific Mediterranean viticultural area between 1950 and 2006. *OENO One*, 42(3), 113-123.
- Lagouarde, J.-P., Bhattacharya, B. K., Crebassol, P., Gamet, P., Babu, S. S., Boulet, G., Briottet, X., Buddhiraju, K. M., Cherchali, S. et Dadou, I. (2018). The Indian-French Trishna mission: Earth observation in the thermal infrared with high spatio-temporal resolution. Dans *IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (p. 4078-4081). IEEE.
- Lagouarde, J.-P., Hénon, A., Irvine, M., Voogt, J., Pigeon, G., Moreau, P., Masson, V. et Mestayer, P. (2012). Experimental characterization and modelling of the nighttime directional anisotropy of thermal infrared measurements over an urban area: Case study of

- Toulouse (France). *Remote Sensing of Environment*, 117, 19-33. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.06.022>
- Le Roux, R. (2017). *Modélisation climatique à l'échelle des terroirs viticoles dans un contexte de changement climatique* [Thèse de doctorat, Université Rennes 2]. <http://www.theses.fr/2017REN20057>
- Le Roux, R., De Ressaiguier, L., Katurji, M., Zawar-Reza, P., Sturman, A., van Leeuwen, C. et Quénot, H. (2017a). Analyse multiscalaire de la variabilité spatiale et temporelle des températures à l'échelle des appellations viticoles de Saint-Émilion, Pomerol et leurs satellites. *Climatologie*, (Volume 14). <https://doi.org/10.4267/climatologie.1243>
- Le Roux, R., de Ressaiguier, L., Corpetti, T., Jégou, N., Madelin, M., van Leeuwen, C. et Quénot, H. (2017b). 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., De Ressaiguier, L., Sturman, A., Van Leeuwen, C., Parker, A., Trought, M. et Quénot, H. (2016). A fine scale approach to map bioclimatic indices using and comparing dynamical and geostatistical methods.
- Le Roux, R., Katurji, M., Zawar-Reza, P., Quénot, H. et Sturman, A. (2018). Comparison of statistical and dynamical downscaling results from the WRF model. *Environmental Modelling & Software*, 100, 67-73. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.11.002>
- Le Treut. (2018). *Anticiper les changements climatiques en Nouvelle-Aquitaine. Pour agir dans les territoires*. AcclimaTerra.
- Le Treut, H. (2003). Les scénarios globaux de changement climatique et leurs incertitudes. *Comptes Rendus Geoscience*, 335(6), 525-533. [https://doi.org/10.1016/S1631-0713\(03\)00096-8](https://doi.org/10.1016/S1631-0713(03)00096-8)
- Le Treut, H., Baldi, I., Bonneton, P., Budzinski, H., Caill-Milly, N., D'Amico, F., Dupuy, A., Etcheber, H., Grousset, F., Kremer, A., Ollat, N., Pereau, J.-C., Prouzet, P., Salles, D., Sautour, B. et Villenave, E. (2013, 1^{er} juillet). *Les impacts du changement climatique en Aquitaine. Un état des lieux scientifique*. <https://www.osti.gov/etdeweb/biblio/22756802>
- Leibar, U., Aizpurua, A., Unamunzaga, O., Pascual, I. et Morales, F. (2015). How will climate change influence grapevine cv. Tempranillo photosynthesis under different soil textures? *Photosynthesis Research*, 124(2), 199-215.
- Lesk, C., Rowhani, P. et Ramankutty, N. (2016). Influence of extreme weather disasters on global crop production. *Nature*, 529(7584), 84-87. <https://doi.org/10.1038/nature16467>
- Lessel, J., Sweeney, A. et Ceccato, P. (2016). An agricultural drought severity index using quasi-climatological anomalies of remotely sensed data. *International journal of remote sensing*, 37(4), 913-925.
- Li, J. et Heap, A. D. (2008). *A review of spatial interpolation methods for environmental scientists*.
- Li, J., Heap, A. D., Potter, A. et Daniell, J. J. (2011). Application of machine learning methods to spatial interpolation of environmental variables. *Environmental Modelling & Software*, 26(12), 1647-1659.
- Li, M., Zang, S., Zhang, B., Li, S. et Wu, C. (2014). A review of remote sensing image classification techniques: The role of spatio-contextual information. *European Journal of Remote Sensing*, 47(1), 389-411.

- Li, S. et Jiang, G.-M. (2018). Land Surface Temperature Retrieval From Landsat-8 Data With the Generalized Split-Window Algorithm. *IEEE Access*, 6, 18149-18162. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2818741>
- Li, Z.-L. et Becker, F. (1993). Feasibility of land surface temperature and emissivity determination from AVHRR data. *Remote Sensing of Environment*, 43(1), 67-85. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(93\)90065-6](https://doi.org/10.1016/0034-4257(93)90065-6)
- Li, Z.-L., Tang, B.-H., Wu, H., Ren, H., Yan, G., Wan, Z., Trigo, I. F. et Sobrino, J. A. (2013). Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 131, 14-37. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.12.008>
- Liang, S., Wang, D., He, T. et Yu, Y. (2019). Remote sensing of earth's energy budget: synthesis and review. *International Journal of Digital Earth*, 12(7), 737-780. <https://doi.org/10.1080/17538947.2019.1597189>
- Liu, X.-H., Skidmore, A. K. et Van Oosten, H. (2002). Integration of classification methods for improvement of land-cover map accuracy. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 56(4), 257-268.
- Liu, Y., Hiyama, T. et Yamaguchi, Y. (2006a). Scaling of land surface temperature using satellite data: A case examination on ASTER and MODIS products over a heterogeneous terrain area. *Remote Sensing of Environment*, 105(2), 115-128. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.06.012>
- Liu, Y. et Weisberg, R. H. (2011). A Review of Self-Organizing Map Applications in Meteorology and Oceanography. *Self Organizing Maps - Applications and Novel Algorithm Design*. <https://doi.org/10.5772/13146>
- Liu, Y., Weisberg, R. H. et Mooers, C. N. K. (2006b). Performance evaluation of the self-organizing map for feature extraction. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 111(C5). <https://doi.org/10.1029/2005JC003117>
- Löscher, A., Martimort, P., Jutz, S., Gascon, F., Donlon, C., Manolis, I. et Bello, U. del. (2020). The ESA Sentinel next-generation land & ocean optical imaging architectural study, an overview. Dans *Sensors, Systems, and Next-Generation Satellites XXIV* (vol. 11530, p. 15-26). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.2572871>
- Loussert, P. (2017). *Caractérisation de la viticulture irriguée par télédétection en contexte de changement climatique : application aux vignobles de la province de Mendoza en Argentine* [Thèse de doctorat, Université Rennes 2].
- Lu, D. et Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International journal of Remote sensing*, 28(5), 823-870.
- 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.
- Madelin, M. H. (2004). *L'aléa gélif printanier dans le vignoble marnais en Champagne : modélisations spatiales aux échelles fines des températures minimales et des écoulements de l'air*. Paris 7. <http://www.theses.fr/2004PA070046>
- Maimaitiyiming, M., Sagan, V., Sidike, P., Maimaitijiang, M., Miller, A. J. et Kwasniewski, M. (2020). Leveraging Very-High Spatial Resolution Hyperspectral and Thermal UAV Imageries for Characterizing Diurnal Indicators of Grapevine Physiology. *Remote Sensing*, 12(19), 3216. <https://doi.org/10.3390/rs12193216>

- Mao, Q., Peng, J. et Wang, Y. (2021). Resolution Enhancement of Remotely Sensed Land Surface Temperature: Current Status and Perspectives. *Remote Sensing*, 13(7), 1306. <https://doi.org/10.3390/rs13071306>
- Maraun, D. (2016). Bias Correcting Climate Change Simulations - a Critical Review. *Current Climate Change Reports*, 2(4), 211-220. <https://doi.org/10.1007/s40641-016-0050-x>
- Maraun, D. et Widmann, M. (2018). Structure of statistical downscaling methods. *Statistical Downscaling and Bias Correction for*, 570, 135-140.
- Markham, B., Jenstrom, D., Sauer, B., Pszcolka, S., Dulski, V., Hair, J., McCorkel, J., Kvaran, G., Thome, K., Montanaro, M., Pedelty, J., Anderson, C., Choate, M., Barsi, J., Kaita, E. et Miller, J. (2020). Landsat 9 mission update and status. Dans *Earth Observing Systems XXV* (vol. 11501, p. 96-102). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.2569748>
- Martin, M. A., Ghent, D., Pires, A. C., Göttsche, F.-M., Cermak, J. et Remedios, J. J. (2019). Comprehensive In Situ Validation of Five Satellite Land Surface Temperature Data Sets over Multiple Stations and Years. *Remote Sensing*, 11(5), 479. <https://doi.org/10.3390/rs11050479>
- Martin, P. P., Durand, Y., Aminou, D., Gaudin-Delrieu, C. et Lamard, J.-L. (2021). FCI instrument on-board MeteoSat Third Generation satellite: design and development status. Dans *International Conference on Space Optics — ICSO 2020* (vol. 11852, p. 125-140). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.2599152>
- Masson-Delmotte, P. Zhai, Pirani, Connors, Péan, Berger, Caud et Chen. (2021). *IPCC, 2021: Climate Change 2021: The Physical Science Basis*. (Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change). IPCC.
- Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Pörtner, H.-O., Roberts, D., Skea, J., Shukla, P. R., Pirani, A., Moufouma-Okia, W., Péan, C. et Pidcock, R. (2018). Global warming of 1.5 C. *An IPCC Special Report on the impacts of global warming of*, 1(5).
- Matese, A., Toscano, P., Di Gennaro, S. F., Genesio, L., Vaccari, F. P., Primicerio, J., Belli, C., Zaldei, A., Bianconi, R. et Gioli, B. (2015). Intercomparison of UAV, Aircraft and Satellite Remote Sensing Platforms for Precision Viticulture. *Remote Sensing*, 7(3), 2971-2990. <https://doi.org/10.3390/rs70302971>
- Matheron, G. (1963). Principles of geostatistics. *Economic geology*, 58(8), 1246-1266.
- Maurer, E. P. et Hidalgo, H. G. (2008). Utility of daily vs. monthly large-scale climate data: an intercomparison of two statistical downscaling methods. *Hydrology and Earth System Sciences*, 12(2), 551-563.
- Mcmillin. (1975). Estimation of sea surface temperatures from two infrared window measurements with different absorption. *Journal of Geophysical Research*.
- Mechri, Ottlé, Pannekoucke, Kallel, Maignan, Courault et Trigo. (2016). *Downscaling Meteosat Land Surface Temperature over a Heterogeneous Landscape Using a Data Assimilation Approach | HTML*. <http://www.mdpi.com/2072-4292/8/7/586/htm>
- Melesse, A. M., Weng, Q., Thenkabail, P. S. et Senay, G. B. (2007). Remote sensing sensors and applications in environmental resources mapping and modelling. *Sensors*, 7(12), 3209-3241.
- Merchant, C. J. (2013). Thermal Remote Sensing of Sea Surface Temperature. Dans C. Kuenzer et S. Dech (dir.), *Thermal Infrared Remote Sensing: Sensors, Methods, Applications* (p. 287-313). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-6639-6_15

- Metz, M., Andreo, V. et Neteler, M. (2017). A New Fully Gap-Free Time Series of Land Surface Temperature from MODIS LST Data. *Remote Sensing*, 9(12), 1333. <https://doi.org/10.3390/rs9121333>
- Metzger, M. J. et Rounsevell, M. D. (2011). A need for planned adaptation to climate change in the wine industry. *Environmental research letters*, 6(3), 031001.
- Meyer, D., Dimitriadou, E., Hornik, K., Weingessel, A., Leisch, F., Chang, C. et Lin, C. (2014). e1071: Misc functions of the Department of Statistics (e1071), TU Wien. *R package version*, 1(3).
- Meyer, H., Katurji, M., Appelhans, T., Müller, M., Nauss, T., Roudier, P. et Zawar-Reza, P. (2016). Mapping Daily Air Temperature for Antarctica Based on MODIS LST. *Remote Sensing*, 8, 732. <https://doi.org/10.3390/rs8090732>
- Meyer, H., Reudenbach, C., Hengl, T., Katurji, M. et Nauss, T. (2018). Improving performance of spatio-temporal machine learning models using forward feature selection and target-oriented validation. *Environmental Modelling & Software*, 101, 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.12.001>
- Minnett, P. J., Alvera-Azcárate, A., Chin, T. M., Corlett, G. K., Gentemann, C. L., Karagali, I., Li, X., Marsouin, A., Marullo, S., Maturi, E., Santoleri, R., Saux Picart, S., Steele, M. et Vazquez-Cuervo, J. (2019). Half a century of satellite remote sensing of sea-surface temperature. *Remote Sensing of Environment*, 233, 111366. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111366>
- Mira de Orduña, R. (2010). *Climate change associated effects on grape and wine quality and production*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0963996910001535>
- Mira, M., Oliosio, A., Gallego-Elvira, B., Courault, D., Garrigues, S., Marloie, O., Hagolle, O., Guillevic, P. et Boulet, G. (2016). Uncertainty assessment of surface net radiation derived from Landsat images. *Remote Sensing of Environment*, 175, 251-270. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.054>
- Morales-Castilla, I., Cortázar-Atauri, I. G. de, Cook, B. I., Lacombe, T., Parker, A., Leeuwen, C. van, Nicholas, K. A. et Wolkovich, E. M. (2020). Diversity buffers winegrowing regions from climate change losses. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(6), 2864-2869. <https://doi.org/10.1073/pnas.1906731117>
- Morin, G., Le Roux, R., Sturman, A. et Quénol, H. (2018). Évaluation de la relation entre températures de l'air et températures de surface issues du satellite modis: application aux vignobles de la vallée de Waipara (Nouvelle-Zélande). *Climatologie*, 15, 62-83.
- Morin, G., Roux, R. L., Lemasle, P.-G. et Quénol, H. (2021). Mapping Bioclimatic Indices by Downscaling MODIS Land Surface Temperature: Case Study of the Saint-Emilion Area. *Remote Sensing*, 13(1), 4. <https://doi.org/10.3390/rs13010004>
- Moriondo, M., Jones, G. V., Bois, B., Dibari, C., Ferrise, R., Trombi, G. et Bindi, M. (2013). Projected shifts of wine regions in response to climate change. *Climatic Change*, 119(3-4), 825-839. <https://doi.org/10.1007/s10584-013-0739-y>
- Mosedale, J. R., Abernethy, K. E., Smart, R. E., Wilson, R. J. et Maclean, I. M. D. (2016). Climate change impacts and adaptive strategies: lessons from the grapevine. *Global Change Biology*, 22(11), 3814-3828. <https://doi.org/10.1111/gcb.13406>
- Moss, R. H., Edmonds, J. A., Hibbard, K. A., Manning, M. R., Rose, S. K., van Vuuren, D. P., Carter, T. R., Emori, S., Kainuma, M., Kram, T., Meehl, G. A., Mitchell, J. F. B., Nakicenovic, N., Riahi, K., Smith, S. J., Stouffer, R. J., Thomson, A. M., Weyant, J. P. et

- Wilbanks, T. J. (2010). The next generation of scenarios for climate change research and assessment. *Nature*, 463(7282), 747-756. <https://doi.org/10.1038/nature08823>
- Mostovoy, G. V., King, R. L., Reddy, K. R., Kakani, V. G. et Filippova, M. G. (2006). Statistical Estimation of Daily Maximum and Minimum Air Temperatures from MODIS LST Data over the State of Mississippi. *GIScience & Remote Sensing*, 43(1), 78-110. <https://doi.org/10.2747/1548-1603.43.1.78>
- Mountrakis, G., Im, J. et Ogole, C. (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3), 247-259.
- Mutiibwa, Strachan et Albright. (2015). *Land Surface Temperature and Surface Air Temperature in Complex Terrain - IEEE Journals & Magazine*. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7243313/>
- Nakicenovic, N., Alcamo, J., Davis, G., Vries, B. de, Fenhann, J., Gaffin, S., Gregory, K., Grubler, A., Jung, T. Y. et Kram, T. (2000). *Special report on emissions scenarios*.
- Navarro-Racines, C., Tarapues, J., Thornton, P., Jarvis, A. et Ramirez-Villegas, J. (2020). High-resolution and bias-corrected CMIP5 projections for climate change impact assessments. *Scientific data*, 7(1), 1-14.
- Neethling, E. (2016). *Adaptation de la viticulture au changement climatique: vers des stratégies à haute résolution* [Thèse de doctorat, Université Rennes 2]. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01674219/document>
- Neethling, E., Barbeau, G., Coulon-Leroy, C. et Quénot, H. (2019). Spatial complexity and temporal dynamics in viticulture: A review of climate-driven scales. *Agricultural and Forest Meteorology*, 276-277, 107618. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.107618>
- Neethling, E., Petitjean, T., Quénot, H. et Barbeau, G. (2017). Assessing local climate vulnerability and winegrowers' adaptive processes in the context of climate change. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 22(5), 777-803. <https://doi.org/10.1007/s11027-015-9698-0>
- Neinavaz, E., Schlerf, M., Darvishzadeh, R., Gerhards, M. et Skidmore, A. K. (2021). Thermal infrared remote sensing of vegetation: Current status and perspectives. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102, 102415. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102415>
- Neteler, M. (2010). Estimating Daily Land Surface Temperatures in Mountainous Environments by Reconstructed MODIS LST Data. *Remote Sensing*, 2(1), 333-351. <https://doi.org/10.3390/rs1020333>
- Niknafs, M. C. and N. G. and V. B. and A. (2015). *NbClust: Determining the Best Number of Clusters in a Data Set* (version 3.0). <https://CRAN.R-project.org/package=NbClust>
- Ninomiya, Y. et Fu, B. (2019). Thermal infrared multispectral remote sensing of lithology and mineralogy based on spectral properties of materials. *Ore Geology Reviews*, 108, 54-72. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2018.03.012>
- Noi, P., Kappas, M. et Degener, J. (2016). Estimating Daily Maximum and Minimum Land Air Surface Temperature Using MODIS Land Surface Temperature Data and Ground Truth Data in Northern Vietnam. *Remote Sensing*, 8(12), 1002. <https://doi.org/10.23689/figeo-2420>
- Oke, T. (1987). *Boundary Layer Climates*, Methuen & Co. Ltd, London,.
- Oke, T. R. (1978). *Boundary Layer Climates*. Methuen.

- Olaode, A., Naghdy, G. et Todd, C. (2014). Unsupervised classification of images: A review. *International Journal of Image Processing*, 8(5), 325-342.
- Oliosio, A., Mira, M., Courault, D., Marloie, O. et Guillevic, P. (2013). Impact of surface emissivity and atmospheric conditions on surface temperatures estimated from top of canopy brightness temperatures derived from Landsat 7 data. Dans *2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium - IGARSS* (p. 3033-3036). <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2013.6723465>
- Ollat, N., Quénot, H., Barbeau, G., van Leeuwen, C., Darriet, P., de Cortazar Aauri, I. G., Bois, B., Ojeda, H., Duchêne, E. et Lebon, E. (2018). Adaptation to climate change of the French wine industry: a systemic approach—Main outcomes of the project LACCAVE (vol. 50, p. 01020). E3S Web of Conferences.
- Ollat, N. et Touzard, J.-M. (2014a). Adaptation à long terme au changement climatique pour la viticulture et l'œnologie: un programme de recherche sur les vignobles français. *Revue des œnologues et des techniques vitivinicoles et œnologiques*, 41(152), 11-12.
- Ollat, N. et Touzard, J.-M. (2014b). Long-term adaptation to climate change in viticulture and enology : the Laccave project. *Journal International des Sciences de la Vigne et du Vin*, 1-7.
- Ollat, N. et Touzard, J.-M. (2020). *La vigne, le vin, et le changement climatique en France - Projet LACCAVE - Horizon 2050*. <https://doi.org/10.15454/jt3y-1a55>
- O'Neill, B. C., Carter, T. R., Ebi, K., Harrison, P. A., Kemp-Benedict, E., Kok, K., Kriegler, E., Preston, B. L., Riahi, K., Sillmann, J., van Ruijven, B. J., van Vuuren, D., Carlisle, D., Conde, C., Fuglestvedt, J., Green, C., Hasegawa, T., Leininger, J., Monteith, S. et Pichs-Madruga, R. (2020). Achievements and needs for the climate change scenario framework. *Nature Climate Change*, 10(12), 1074-1084. <https://doi.org/10.1038/s41558-020-00952-0>
- O'Neill, B. C., Tebaldi, C., van Vuuren, D. P., Eyring, V., Friedlingstein, P., Hurtt, G., Knutti, R., Kriegler, E., Lamarque, J.-F., Lowe, J., Meehl, G. A., Moss, R., Riahi, K. et Sanderson, B. M. (2016). The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geoscientific Model Development*, 9(9), 3461-3482. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-3461-2016>
- Orduña, R. M. de. (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>
- Orlanski, I. (1975). A Rational Subdivision of Scales for Atmospheric Processes. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 56(5), 527-530.
- Osborne, T. M. et Wheeler, T. R. (2013). Evidence for a climate signal in trends of global crop yield variability over the past 50 years. *Environmental Research Letters*, 8(2), 024001.
- Pachauri, R. K., Allen, M. R., Barros, V. R., Broome, J., Cramer, W., Christ, R., Church, J. A., Clarke, L., Dahe, Q. et Dasgupta, P. (2014). *Climate change 2014: synthesis report. Contribution of Working Groups I, II and III to the fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Ipcc.
- Parcevaux, S. de et Huber, L. (2007). Bioclimatology: Concepts and applications. *Bioclimatology: Concepts and applications*.
- Parker, A., Cortázar-Aauri, I. G. de, Chuine, I., Barbeau, G., Bois, B., Boursiquot, J.-M., Cahurel, J.-Y., Claverie, M., Dufourcq, T., Génys, L., Guimberteau, G., Hofmann, R. W., Jacquet, O., Lacombe, T., Monamy, C., Ojeda, H., Panigai, L., Payan, J.-C., Lovelle, B. R., ... Leeuwen, C. van. (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., DE CORTÁZAR-ATAURI, I. G., van Leeuwen, C. et Chuine, I. (2011). General phenological model to characterise the timing of flowering and veraison of *Vitis vinifera* L. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 17(2), 206-216.
- Parker, A. K., Cortázar-Atauri, I. G. de, Trought, M. C. T., Destrac, A., Agnew, R., Sturman, A. et Leeuwen, C. van. (2020). Adaptation to climate change by determining grapevine cultivar differences using temperature-based phenology models: This article is published in cooperation with the XIIIth International Terroir Congress November 17-18 2020, Adelaide, Australia. Guest editors: Cassandra Collins and Roberta De Bei. *OENO One*, 54(4), 955-974. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2020.54.4.3861>
- Patel, N., Parida, B., Venus, V., Saha, S. et Dadhwal, V. (2012). Analysis of agricultural drought using vegetation temperature condition index (VTCI) from Terra/MODIS satellite data. *Environmental monitoring and assessment*, 184(12), 7153-7163.
- Peel, M. C., Finlayson, B. L. et McMahon, T. A. (2007). Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. *Hydrology and earth system sciences*, 11(5), 1633-1644.
- Pellegrino, A., Lebon, E., Voltz, M. et Wery, J. (2005). Relationships between plant and soil water status in vine (*Vitis vinifera* L.). *Plant and Soil*, 266(1), 129-142.
- Penn, B. S. (2005). Using self-organizing maps to visualize high-dimensional data. *Computers & Geosciences*, 31(5), 531-544.
- Pettorelli, N., Schulte to Buehne, H., Shapiro, A. et Glover-Kapfer, P. (2018). *Conservation Technology Series Issue 4: SATELLITE REMOTE SENSING FOR CONSERVATION*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.25962.41926>
- Phillips, N. A. (1956). The general circulation of the atmosphere: A numerical experiment. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 82(352), 123-164.
- Porter, J. R. et Semenov, M. A. (2005). Crop responses to climatic variation. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 360(1463), 2021-2035. <https://doi.org/10.1098/rstb.2005.1752>
- Porter, J. R., Xie, L., Challinor, A. J., Cochrane, K., Howden, S. M., Iqbal, M. M., Lobell, D. B. et Travasso, M. I. (2014). *Food security and food production systems*.
- Pörtner, H.-O., Roberts, D. C., Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Tignor, M., Poloczanska, E. et Weyer, N. (2019). *The ocean and cryosphere in a changing climate*.
- Prakash, A. (2000). Thermal remote sensing: concepts, issues and applications. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 33(B1; PART 1), 239-243.
- Prata, A., Caselles, V., Coll, C., Sobrino, J. et Otle, C. (1995). Thermal remote sensing of land surface temperature from satellites: Current status and future prospects. *Remote Sensing Reviews*, 12(3-4), 175-224.
- Price, J. C. (1984). Land surface temperature measurements from the split window channels of the NOAA 7 Advanced Very High Resolution Radiometer. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 89(D5), 7231-7237.
- Priestley, C. H. B. et Taylor, R. J. (1972). On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. *Monthly weather review*, 100(2), 81-92.
- Priori, S., Pellegrini, S., Perria, R., Puccioni, S., Storchi, P., Valboa, G. et Costantini, E. A. C. (2019). Scale effect of terroir under three contrasting vintages in the Chianti Classico area (Tuscany, Italy). *Geoderma*, 334, 99-112. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.07.048>

- Quattrochi, D. A. et Luvall, J. C. (1999). Thermal infrared remote sensing for analysis of landscape ecological processes: methods and applications. *Landscape ecology*, 14(6), 577-598.
- Quénol, H. (2011). *Observation et modélisation spatiale du climat aux échelles fines dans un contexte de changement climatique* [HDR, Université Rennes 2]. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00694300>
- Quénol, H. (2014). *Changement climatique et terroirs viticoles*. Lavoisier Tec&doc. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00992444>
- Quénol, H. (2017). Viticulture, experimentation? adaptation? Dans *L'adaptation au changement climatique. Une question de sociétés*. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01634323>
- Quénol, H., Atauri, I. G. de C., Bois, B., Sturman, A., Bonnardot, V. et Roux, R. L. (2017). Which climatic modeling to assess climate change impacts on vineyards? *OENO One*, 51(2), 91-97. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2016.0.0.1869>
- Quénol, H. et Bonnardot, V. (2014). A multi-scale climatic analysis of viticultural terroirs in the context of climate change : the « TERADCLIM » project. *International Journal of Vine and Wine Sciences*, 23-32.
- Quénol, H., Le Roux, R. et Tissot, C. (2019). *Adaptation de la viticulture au changement climatique : vers des scénarios à haute résolution*. Colloque International de l'Association Internationale de Climatologie. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02175708>
- Quénol, H., Marie, G., Barbeau, G., Van Leeuwen, C., Hoffmann, M., Foss, C., Irimia, L., Rochard, J., Boulanger, J.-P., Tissot, C. et Miranda, C. (2014). Adaptation of viticulture to climate change: high resolution observations of adaptation scenario for viticulture: the adviclim european project. *Bulletin de l'OIV 1001-1002-1003 (87)*, 395-406. (2014). <http://agris.fao.org/agris-search/search.do?recordID=FR2016228985>
- Quénol, H. et Ollat, N. (2015). Changement climatique: De modèles prédictifs mondiaux vers des méthodes d'adaptation à l'échelle de l'exploitation viticole. *Revue des oenologues et des techniques vitivinicoles et oenologiques: magazine trimestriel d'information professionnelle*, 42(155), 7-8.
- Ray, D. K., Gerber, J. S., MacDonald, G. K. et West, P. C. (2015). Climate variation explains a third of global crop yield variability. *Nature communications*, 6(1), 1-9.
- Renouf, V., Trégoat, O., Roby, J. P. et van Leeuwen, C. (2010). Soils, rootstocks and grapevine varieties in prestigious Bordeaux vineyards and their impact on yield and quality. *J. Int. Sci. Vigne Vin*, 44(3), 127-134.
- Reynier, A. (2011). *Manuel de viticulture: Guide technique du viticulteur*. Lavoisier.
- Riahi, K., van Vuuren, D. P., Kriegler, E., Edmonds, J., O'Neill, B. C., Fujimori, S., Bauer, N., Calvin, K., Dellink, R., Fricko, O., Lutz, W., Popp, A., Cuaresma, J. C., Kc, S., Leimbach, M., Jiang, L., Kram, T., Rao, S., Emmerling, J., ... Tavoni, M. (2017). The Shared Socioeconomic Pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: An overview. *Global Environmental Change*, 42, 153-168. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2016.05.009>
- Riese, F. M., Keller, S. et Hinz, S. (2020). Supervised and Semi-Supervised Self-Organizing Maps for Regression and Classification Focusing on Hyperspectral Data. *Remote Sensing*, 12(1), 7. <https://doi.org/10.3390/rs12010007>

- Ritter, H., Martinetz, T. et Schulten, K. (1992). *Neural computation and self-organizing maps: an introduction*. Addison-Wesley Reading, MA.
- Robinson, J. (1991). Fire from space: Global fire evaluation using infrared remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 12(1), 3-24. <https://doi.org/10.1080/01431169108929628>
- Rolim, S. B. A., Grondona, A., Hackmann, C. L. et Rocha, C. (2016). A Review of Temperature and Emissivity Retrieval Methods: Applications and Restrictions. *American Journal of Environmental Engineering*, 6(4A), 119-128.
- Sabins, F. F. (1986). *Remote sensing: principles and interpretation*. Chevron Oil Field Research Co.
- Salomonson, V. V. B. (1987). MODIS - Advanced facility instrument for studies of the earth as a system. [Moderate Resolution Imaging Spectrometer]. <https://ntrs.nasa.gov/search.jsp?R=19870065870>
- Salomonson, V. V., Barnes, W. L., Maymon, P. W., Montgomery, H. E. et Ostrow, H. (1989). MODIS: advanced facility instrument for studies of the Earth as a system. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 27(2), 145-153. <https://doi.org/10.1109/36.20292>
- Santesteban, L. G., Di Gennaro, S. F., Herrero-Langreo, A., Miranda, C., Royo, J. B. et Matese, A. (2017). High-resolution UAV-based thermal imaging to estimate the instantaneous and seasonal variability of plant water status within a vineyard. *Agricultural Water Management*, 183, 49-59. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2016.08.026>
- Santos, J. A., Fraga, H., Malheiro, A. C., Moutinho-Pereira, J., Dinis, L.-T., Correia, C., Moriondo, M., Leolini, L., Dibari, C., Costafreda-Aumedes, S., Kartschall, T., Menz, C., Molitor, D., Junk, J., Beyer, M. et Schultz, H. R. (2020). A Review of the Potential Climate Change Impacts and Adaptation Options for European Viticulture. *Applied Sciences*, 10(9), 3092. <https://doi.org/10.3390/app10093092>
- Santos, J. A., Malheiro, A. C., Pinto, J. G. et Jones, G. V. (2012). Macroclimate and viticultural zoning in Europe: observed trends and atmospheric forcing. *Climate Research*, 51(1), 89-103.
- Santos, J. A., Yang, C., Fraga, H., Malheiro, A. C., Moutinho-Pereira, J., Dinis, L.-T., Correia, C., Moriondo, M., Bindi, M., Leolini, L., Dibari, C., Costafreda-Aumedes, S., Bartoloni, N., Kartschall, T., Menz, C., Molitor, D., Junk, J., Beyer, M. et Schultz, H. R. (2021). Short-term adaptation of European viticulture to climate change: an overview from the H2020 Clim4Vitis action: Original language of the article: English. *IVES Technical Reviews, vine and wine*. <https://doi.org/10.20870/IVES-TR.2021.4637>
- Sarafanov, M., Kazakov, E., Nikitin, N. O. et Kalyuzhnaya, A. V. (2020). A Machine Learning Approach for Remote Sensing Data Gap-Filling with Open-Source Implementation: An Example Regarding Land Surface Temperature, Surface Albedo and NDVI. *Remote Sensing*, 12(23), 3865. <https://doi.org/10.3390/rs12233865>
- Sattari, F. et Hashim, M. (2014). A brief review of land surface temperature retrieval methods from thermal satellite sensors. *Middle-East Journal of Scientific Research*, 22(5), 757-768.
- Savtchenko, A., Ouzounov, D., Ahmad, S., Acker, J., Leptoukh, G., Kozianna, J. et Nickless, D. (2004). Terra and Aqua MODIS products available from NASA GES DAAC. *Advances in Space Research*, 34(4), 710-714. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2004.03.012>

- 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.
- Schultz, H. R. et Jones, G. V. (2010). Climate induced historic and future changes in viticulture. *Journal of Wine Research*, 21(2-3), 137-145.
- Seelan, S. K., Laguet, S., Casady, G. M. et Seielstad, G. A. (2003). Remote sensing applications for precision agriculture: A learning community approach. *Remote Sensing of Environment*, 88(1-2), 157-169. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.04.007>
- Seguin, B., Courault, D. et Guérif, M. (1993). Satellite thermal infrared data applications in agricultural meteorology. *Advances in Space Research*, 13(5), 207-217. [https://doi.org/10.1016/0273-1177\(93\)90547-O](https://doi.org/10.1016/0273-1177(93)90547-O)
- Seguin, G. (1986). 'Terroirs' and pedology of wine growing. *Experientia*, 42(8), 861-873.
- Semmens, K. A., Anderson, M. C., Kustas, W. P., Gao, F., Alfieri, J. G., McKee, L., Prueger, J. H., Hain, C. R., Cammalleri, C., Yang, Y., Xia, T., Sanchez, L., Mar Alsina, M. et Vézé, M. (2016). Monitoring daily evapotranspiration over two California vineyards using Landsat 8 in a multi-sensor data fusion approach. *Remote Sensing of Environment*, 185, 155-170. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.10.025>
- Shen, H., Huang, L., Zhang, L., Wu, P. et Zeng, C. (2016). Long-term and fine-scale satellite monitoring of the urban heat island effect by the fusion of multi-temporal and multi-sensor remote sensed data: A 26-year case study of the city of Wuhan in China. *Remote Sensing of Environment*, 172, 109-125. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.11.005>
- Sheridan, S. C. et Lee, C. C. (2011). The self-organizing map in synoptic climatological research. *Progress in Physical Geography*, 35(1), 109-119.
- Shi, L., Liu, P., Kloog, I., Lee, M., Kosheleva, A. et Schwartz, J. (2016). Estimating daily air temperature across the Southeastern United States using high-resolution satellite data: A statistical modeling study. *Environmental research*, 146, 51-58.
- Shukla, P., Skea, J., Calvo Buendia, E., Masson-Delmotte, V., Pörtner, H., Roberts, D., Zhai, P., Slade, R., Connors, S. et Van Diemen, R. (2019). *IPCC, 2019: Climate Change and Land: an IPCC special report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems*.
- Simpson, J. E. (1994). *Sea breeze and local winds*. Cambridge University Press.
- Sismanidis, P., Keramitsoglou, I., Kiranoudis, C. T. et Bechtel, B. (2016). Assessing the Capability of a Downscaled Urban Land Surface Temperature Time Series to Reproduce the Spatiotemporal Features of the Original Data. *Remote Sensing*, 8(4), 274. <https://doi.org/10.3390/rs8040274>
- Skupin, A. et Agarwal, P. (2008). Introduction: What is a self-organizing map? *Self-Organising Maps: Applications in Geographic Information Science*, 1-20.
- Sobrino, J. A., Del Frate, F., Drusch, M., Jiménez-Muñoz, J. C., Manunta, P. et Regan, A. (2016). Review of thermal infrared applications and requirements for future high-resolution sensors. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(5), 2963-2972.
- Sobrino, J. A., Jiménez-Muñoz, J. C., El-Kharraz, J., Gómez, M., Romaguera, M. et Soria, G. (2004). Single-channel and two-channel methods for land surface temperature retrieval from DAIS data and its application to the Barrax site. *International Journal of Remote Sensing*, 25(1), 215-230. <https://doi.org/10.1080/0143116031000115210>

- Sobrino, J. A., Li, Z.-L., Stoll, M. P. et Becker, F. (1994). Improvements in the split-window technique for land surface temperature determination. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(2), 243-253.
- Sobrino, J. A., LI, Z.-L., STOLL, M. P. et BECKER, F. (1996). Multi-channel and multi-angle algorithms for estimating sea and land surface temperature with ATSR data. *International Journal of Remote Sensing*, 17(11), 2089-2114. <https://doi.org/10.1080/01431169608948760>
- Sohrabinia, M., Zawar-Reza, P. et Rack, W. (2015). Spatio-temporal analysis of the relationship between LST from MODIS and air temperature in New Zealand. *Theoretical and Applied Climatology*, 119(3-4), 567-583. <https://doi.org/10.1007/s00704-014-1106-2>
- Solomon, S., Manning, M., Marquis, M. et Qin, D. (2007). *Climate change 2007-the physical science basis: Working group I contribution to the fourth assessment report of the IPCC* (vol. 4). Cambridge university press.
- Song, J., Du, S., Feng, X. et Guo, L. (2014). The relationships between landscape compositions and land surface temperature: Quantifying their resolution sensitivity with spatial regression models. *Landscape and Urban Planning*, 123, 145-157.
- Soubeyroux, J.-M., Bernus, S., Corre, L., Drouin, A., Dubuisson, B., Etchevers, P., Gouget, V., Josse, P., Kerdoncuff, M., Samacoits, R. et Tocquer, F. (2020). *Les nouvelles projections climatiques de référence DRIAS 2020 pour la métropole*. Météo-France.
- Southey, T. O. (2017). *Integrating climate and satellite remote sensing to assess the reaction of Vitis vinifera L. cv. Cabernet Sauvignon to a changing environment* [Thesis, Stellenbosch : Stellenbosch University]. <http://scholar.sun.ac.za/handle/10019.1/101124>
- Spellman, G. (1999). Wine, weather and climate. *Weather*, 54(8), 230-239.
- Stahl, K., Moore, R. D. et Mckendry, I. G. (2006). The role of synoptic-scale circulation in the linkage between large-scale ocean-atmosphere indices and winter surface climate in British Columbia, Canada. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 26(4), 541-560.
- Stocker, T. (2014). *Climate change 2013: the physical science basis: Working Group I contribution to the Fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge university press.
- Sturman, A., Schulmann, T., Soltanzadeh, I., Gendig, E., Zawar-Reza, P., Katurji, M., Parker, A. et Trought, M. (2014). *Application of high-resolution climate measurement and modelling to the adaptation of New Zealand vineyard regions to climate variability*. <https://ir.canterbury.ac.nz/handle/10092/10564>
- Sturman, A., Zawar-Reza, P., Soltanzadeh, I., Katurji, M., Bonnardot, V., Parker, A., Trought, M. C., Quénot, H., Le Roux, R., Gendig, E. et Schulmann, T. (2017). *The application of high-resolution atmospheric modelling to weather and climate variability in vineyard regions*. <https://doi.org/10.20870/oenone.2016.0.0.1538>
- Sun, L., Chen, Z., Gao, F., Anderson, M., Song, L., Wang, L., Hu, B. et Yang, Y. (2017). Reconstructing daily clear-sky land surface temperature for cloudy regions from MODIS data. *Computers & Geosciences*, 105, 10-20.
- Sun, Y. (2008). Retrieval and application of land surface temperature. *Geo. UTexas. Edu*, 1(1), 1-27.

- Tapiador, F. J., Navarro, A., Moreno, R., Sánchez, J. L. et García-Ortega, E. (2020). Regional climate models: 30 years of dynamical downscaling. *Atmospheric Research*, 235, 104785. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.104785>
- Tebaldi, C., Debeire, K., Eyring, V., Fischer, E., Fyfe, J., Friedlingstein, P., Knutti, R., Lowe, J., O'Neill, B., Sanderson, B., van Vuuren, D., Riahi, K., Meinshausen, M., Nicholls, Z., Tokarska, K. B., Hurtt, G., Kriegler, E., Lamarque, J.-F., Meehl, G., ... Ziehn, T. (2021). Climate model projections from the Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) of CMIP6. *Earth System Dynamics*, 12(1), 253-293. <https://doi.org/10.5194/esd-12-253-2021>
- Thornthwaite. (1953). Topoclimatology. Dans *Proceeding Toronto Meteorological Conference* (p. 227-232). American Meteorological Society and Royal Meteorological Society.
- Tissot, C., Rouan, M., Le Roux, R., Neethling, E., de RERREGUIER, L., Petitjean, T., van LEEUWEN, C., QUENOL, H., LIVIU, I. et PATRICHE, C. (2019). SIMULATING THE IMPACT OF CLIMATE CHANGE ON GRAPEVINE BEHAVIOUR AND VITICULTURAL ACTIVITIES. 21st International Meeting of Viticulture GiESCO.
- Tomasi, D., Jones, G. V., Giust, M., Lovat, L. et Gaiotti, F. (2011). Grapevine phenology and climate change: relationships and trends in the Veneto region of Italy for 1964–2009. *American Journal of Enology and Viticulture*, 62(3), 329-339.
- Tonietto, J. et Carbonneau, A. (2004). A multicriteria climatic classification system for grape-growing regions worldwide. *Agricultural and Forest Meteorology*, 124, 81-97. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2003.06.001>
- Toth, C. et Józków, G. (2016). Remote sensing platforms and sensors: A survey. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 115, 22-36.
- Tran, D. X., Pla, F., Latorre-Carmona, P., Myint, S. W., Caetano, M. et Kieu, H. V. (2017). Characterizing the relationship between land use land cover change and land surface temperature. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 124, 119-132. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.01.001>
- Trigo, I. F., Monteiro, I. T., Olesen, F. et Kabsch, E. (2008). An assessment of remotely sensed land surface temperature. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D17). <https://doi.org/10.1029/2008JD010035>
- Tuia, D., Persello, C. et Bruzzone, L. (2016). Domain adaptation for the classification of remote sensing data: An overview of recent advances. *IEEE geoscience and remote sensing magazine*, 4(2), 41-57.
- Udelhoven, T., Schlerf, M., Segl, K., Mallick, K., Bossung, C., Retzlaff, R., Rock, G., Fischer, P., Müller, A., Storch, T., Eisele, A., Weise, D., Hupfer, W. et Knigge, T. (2017). A Satellite-Based Imaging Instrumentation Concept for Hyperspectral Thermal Remote Sensing. *Sensors*, 17(7), 1542. <https://doi.org/10.3390/s17071542>
- Ultsch, A. (1993). Self-organizing neural networks for visualisation and classification. Dans *Information and classification* (p. 307-313). Springer.
- van Leeuwen, Trégoat, Choné, Bois, Pernet et Gaudillère. (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? *OENO One*, 43(3), 121-134.
- Vancutsem, C., Ceccato, P., Dinku, T. et Connor, S. J. (2010). Evaluation of MODIS land surface temperature data to estimate air temperature in different ecosystems over Africa. *Remote Sensing of Environment*, 114(2), 449-465. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.10.002>

- van Leeuwen, C. (1991). *Le vignoble de Saint-Emilion : répartition des sols et fonctionnement hydrique; incidence sur le comportement de la vigne et la maturation du raisin* [These de doctorat, Bordeaux 2]. <http://www.theses.fr/1991BOR20152>
- van Leeuwen, C., Barbe, J.-C., Darriet, P., Geffroy, O., Gomès, E., Guillaumie, S., Helwi, P., Laboyrie, J., Lytra, G., Menn, N. L., Marchand, S., Picard, M., Pons, A., Schüttler, A. et Thibon, C. (2020a). Recent advancements in understanding the terroir effect on aromas in grapes and wines: This article is published in cooperation with the XIIIth International Terroir Congress November 17-18 2020, Adelaide, Australia. Guest editors: Cassandra Collins and Roberta De Bei. *OENO One*, 54(4), 985-1006. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2020.54.4.3983>
- van Leeuwen, C., Baudet, D., Duteau, J., Seguin, G. et Wilbert, J. (1989). Les sols viticoles et leur répartition a Saint-Emilion, Pomerol et quelques autres communes du Libournais. *OENO One*, 23(3), 131-150. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.1989.23.3.1243>
- van Leeuwen, C. et Darriet, P. (2016). The impact of climate change on viticulture and wine quality. *Journal of Wine Economics*, 11(1), 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(2-3), 147-154.
- van Leeuwen, C., Destrac-Irvine, A., Dubernet, M., Duchêne, E., Gowdy, M., Marguerit, E., Pieri, P., Parker, A., de Rességuier, L. et Ollat, N. (2019). An update on the impact of climate change in viticulture and potential adaptations. *Agronomy*, 9(9), 514.
- van Leeuwen, C., Friant, P., Chone, X., Tregoat, O., Koundouras, S. et Dubourdieu, D. (2004). Influence of climate, soil, and cultivar on terroir. *American Journal of Enology and Viticulture*, 55(3), 207-217.
- van Leeuwen, C., Roby, J. P., Pernet, D. et Bois, B. (2010). Methodology of soil-based zoning for viticultural terroirs. *Bulletin de l'OIV*, 83(947/948/949), 13-29.
- van Leeuwen, C., Roby, J.-P. et De Rességuier, L. (2018). Soil-related terroir factors: a review. *OENO One*, 52(2), 173-188. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2018.52.2.2208>
- van Leeuwen, C., Roby, J.-P. et Rességuier, L. de. (2020b). How to measure and manage the soil effect in terroir expression: Sourced from the research article “Soil-related terroir factors: a review” (OENO One, 2018). Original language of the article: English. *IVES Technical Reviews, vine and wine*. <https://doi.org/10.20870/IVES-TR.2020.4484>
- van Leeuwen, C. et Seguin, G. (2006). The concept of terroir in viticulture. *Journal of wine research*, 17(1), 1-10.
- van Vuuren, D. P., Edmonds, J., Kainuma, M., Riahi, K., Thomson, A., Hibbard, K., Hurtt, G. C., Kram, T., Krey, V., Lamarque, J.-F., Masui, T., Meinshausen, M., Nakicenovic, N., Smith, S. J. et Rose, S. K. (2011). The representative concentration pathways: an overview. *Climatic Change*, 109(1), 5. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0148-z>
- Vauclin, M., Vieira, S. R., Bernard, R. et Hatfield, J. L. (1982). Spatial variability of surface temperature along two transects of a bare soil. *Water Resources Research*, 18(6), 1677-1686. <https://doi.org/10.1029/WR018i006p01677>
- Vaudour, E. (2002). The Quality of Grapes and Wine in Relation to Geography: Notions of Terroir at Various Scales. *Journal of Wine Research*, 13(2), 117-141. <https://doi.org/10.1080/0957126022000017981>

- Vaudour, E., Costantini, E., Jones, G. V. et Mocali, S. (2015). An overview of the recent approaches to terroir functional modelling, footprinting and zoning. *SOIL*, 1(1), 287-312. <https://doi.org/10.5194/soil-1-287-2015>
- Vesanto, J. (1999). SOM-based data visualization methods. *Intelligent data analysis*, 3(2), 111-126.
- Voogt, J. A. (2008). Assessment of an Urban Sensor View Model for thermal anisotropy. *Remote Sensing of Environment*, 112(2), 482-495. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.05.013>
- Voogt, J. A. et Oke, T. R. (2003). Thermal remote sensing of urban climates. *Remote sensing of environment*, 86(3), 370-384.
- Wan, Zhengming, Hook, Simon et Hulley, Glynn. (2015). *MYD11A1 MODIS/Aqua Land Surface Temperature/Emissivity Daily L3 Global 1km SIN Grid V006*. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. <https://doi.org/10.5067/MODIS/MYD11A1.006>
- Wan, Z. (2008). New refinements and validation of the MODIS Land-Surface Temperature/Emissivity products. *Remote Sensing of Environment*, 112(1), 59-74. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.06.026>
- Wan, Z. (2014). New refinements and validation of the collection-6 MODIS land-surface temperature/emissivity product. *Remote Sensing of Environment*, 140, 36-45. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.027>
- Wan, Z. et Dozier, J. (1996). A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(4), 892-905. <https://doi.org/10.1109/36.508406>
- Wan, Z., Hook, S. et Hulley, G. (2015a). *MOD11A1 MODIS/terra land surface temperature/emissivity daily L3 global 1 km SIN grid V006 [Data set]*. NASA EOSDIS LP DAAC. DOI.
- Wan, Z., Hook, S. et Hulley, G. (2015b). MOD11A2 MODIS/Terra land surface temperature/emissivity 8-day L3 global 1km SIN grid V006. *NASA EOSDIS Land Processes DAAC*, 10.
- Wan, Z., Hook, S. et Hulley, G. (2015c). MYD11A2 MODIS/Terra land surface temperature/emissivity 8-day L3 global 1km SIN grid V006. *Nasa Eosdis Land Processes Daac*, 10. <https://doi.org/10.5067/MODIS/MYD11A2.006>
- Wan, Z., Li, Z.-L. et Zhang. (2004). Quality assessment and validation of the MODIS global land surface temperature. *International Journal of Remote Sensing*, 25(1), 261-274. <https://doi.org/10.1080/0143116031000116417>
- Wang, M., He, G., Zhang, Z., Wang, G., Wang, Z., Yin, R., Cui, S., Wu, Z. et Cao, X. (2019). A radiance-based split-window algorithm for land surface temperature retrieval: Theory and application to MODIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 76, 204-217. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.11.015>
- Wang, Q., Rodriguez-Galiano, V. et Atkinson, P. M. (2017). Geostatistical Solutions for Downscaling Remotely Sensed Land Surface Temperature. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42W7, 913-917. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W7-913-2017>
- Wang, Y., Leung, L. R., McGREGOR, J. L., Lee, D.-K., Wang, W.-C., Ding, Y. et Kimura, F. (2004). Regional climate modeling: progress, challenges, and prospects. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, 82(6), 1599-1628.

- Webb, L., Whetton, P. et Barlow, E. (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.
- Webb, L., Whetton, P. et Barlow, E. (2008). Climate change and winegrape quality in Australia. *Climate Research*, 36(2), 99-111.
- Webster, R. et Oliver, M. A. (2007). *Geostatistics for environmental scientists*. John Wiley & Sons.
- Wehrens, R. et Buydens, L. M. (2007). Self-and super-organizing maps in R: the Kohonen package. *Journal of Statistical Software*, 21, 1-19.
- Wehrens, R. et Kruisselbrink, J. (2018). Flexible self-organizing maps in kohonen 3.0. *Journal of Statistical Software*, 87, 1-18.
- Weng, Q. (2009). Thermal infrared remote sensing for urban climate and environmental studies: Methods, applications, and trends. *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*, 64(4), 335-344.
- Wheeler, T. et Von Braun, J. (2013). Climate change impacts on global food security. *Science*, 341(6145), 508-513.
- Wilcoxon, F. (1945). *Individual comparisons by ranking methods*. *Biom. Bull.*, 1, 80–83.
- Winkler, A. J. (1974). Development and composition of grapes. *General viticulture*, 138-196.
- Wolfe, R. E., Lin, G., Nishihama, M., Tewari, K. P., Tilton, J. C. et Isaacman, A. R. (2013). Suomi NPP VIIRS prelaunch and on-orbit geometric calibration and characterization. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 118(20), 11,508-11,521. <https://doi.org/10.1002/jgrd.50873>
- Wooster, M. J., Roberts, G., Smith, A. M. S., Johnston, J., Freeborn, P., Amici, S. et Hudak, A. T. (2013). Thermal Remote Sensing of Active Vegetation Fires and Biomass Burning Events. Dans C. Kuenzer et S. Dech (dir.), *Thermal Infrared Remote Sensing: Sensors, Methods, Applications* (p. 347-390). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-6639-6_18
- Wu, M., Li, H., Huang, W., Niu, Z. et Wang, C. (2015a). Generating daily high spatial land surface temperatures by combining ASTER and MODIS land surface temperature products for environmental process monitoring. *Environmental Science: Processes & Impacts*, 17(8), 1396-1404.
- Wu, P., Shen, H., Zhang, L. et Göttsche, F.-M. (2015b). Integrated fusion of multi-scale polar-orbiting and geostationary satellite observations for the mapping of high spatial and temporal resolution land surface temperature. *Remote Sensing of Environment*, 156, 169-181.
- Wu, X., Zurita-Milla, R. et Kraak, M.-J. (2013). Visual discovery of synchronisation in weather data at multiple temporal resolutions. *The cartographic journal*, 50(3), 247-256.
- Xia, H., Chen, Y., Li, Y. et Quan, J. (2019). Combining kernel-driven and fusion-based methods to generate daily high-spatial-resolution land surface temperatures. *Remote Sensing of Environment*, 224, 259-274.
- Xia, H., Chen, Y., Zhao, Y., Chen, Z., Xia, H., Chen, Y., Zhao, Y. et Chen, Z. (2018). “Regression-then-Fusion” or “Fusion-then-Regression”? A Theoretical Analysis for Generating High Spatiotemporal Resolution Land Surface Temperatures. *Remote Sensing*, 10(9), 1382. <https://doi.org/10.3390/rs10091382>

- Xiao, J., Fisher, J. B., Hashimoto, H., Ichii, K. et Parazoo, N. C. (2021). Emerging satellite observations for diurnal cycling of ecosystem processes. *Nature Plants*, 7(7), 877-887. <https://doi.org/10.1038/s41477-021-00952-8>
- Xu, Y., Castel, T., Richard, Y., Cuccia, C. et Bois, B. (2012). Burgundy regional climate change and its potential impact on grapevines. *Climate Dynamics*, 39(7-8), 1613-1626. <https://doi.org/10.1007/s00382-011-1284-x>
- Xu, Y., Knudby, A., Shen, Y. et Liu, Y. (2018). Mapping monthly air temperature in the Tibetan Plateau from MODIS data based on machine learning methods. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 11(2), 345-354.
- Yamaguchi, Y., Kahle, A. B., Tsu, H., Kawakami, T. et Pniel, M. (1998). Overview of Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER). *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4), 1062-1071. <https://doi.org/10.1109/36.700991>
- Yang, J., Gong, P., Fu, R., Zhang, M., Chen, J., Liang, S., Xu, B., Shi, J. et Dickinson, R. (2013). The role of satellite remote sensing in climate change studies. *Nature climate change*, 3(10), 875-883.
- Yang, Y., Li, X., Pan, X., Zhang, Y., Cao, C., Yang, Y., Li, X., Pan, X., Zhang, Y. et Cao, C. (2017). Downscaling Land Surface Temperature in Complex Regions by Using Multiple Scale Factors with Adaptive Thresholds. *Sensors*, 17(4), 744. <https://doi.org/10.3390/s17040744>
- Yu, X., Guo, X. et Wu, Z. (2014). Land Surface Temperature Retrieval from Landsat 8 TIRS—Comparison between Radiative Transfer Equation-Based Method, Split Window Algorithm and Single Channel Method. *Remote Sensing*, 6(10), 9829-9852. <https://doi.org/10.3390/rs6109829>
- Zakšek, K. et Oštir, K. (2012). Downscaling land surface temperature for urban heat island diurnal cycle analysis. *Remote Sensing of Environment*, 117, 114-124. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.05.027>
- Zarco-Tejada, P. J., González-Dugo, V., Williams, L., Suarez, L., Berni, J. A., Goldhamer, D. et Fereres, E. (2013). A PRI-based water stress index combining structural and chlorophyll effects: Assessment using diurnal narrow-band airborne imagery and the CWSI thermal index. *Remote sensing of environment*, 138, 38-50.
- Zeng, L., Wardlow, B. D., Tadesse, T., Shan, J., Hayes, M. J., Li, D. et Xiang, D. (2015). Estimation of daily air temperature based on MODIS land surface temperature products over the corn belt in the US. *Remote Sensing*, 7(1), 951-970.
- Zhan, W., Chen, Y., Zhou, J., Wang, J., Liu, W., Voogt, J., Zhu, X., Quan, J. et Li, J. (2013). Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: Literature survey, taxonomy, issues, and caveats. *Remote Sensing of Environment*, 131, 119-139. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.12.014>
- Zhang, J., Wagner, W., Prakash, A., Mehl, H. et Voigt, S. (2004). Detecting coal fires using remote sensing techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 25(16), 3193-3220. <https://doi.org/10.1080/01431160310001620812>
- Zhang, L., Huang, J., Guo, R., Li, X., Sun, W. et Wang, X. (2013). Spatio-temporal reconstruction of air temperature maps and their application to estimate rice growing season heat accumulation using multi-temporal MODIS data. *Journal of Zhejiang University SCIENCE B*, 14(2), 144-161. <https://doi.org/10.1631/jzus.B1200169>

- Zhao, W., Duan, S.-B., Li, A. et Yin, G. (2019). A practical method for reducing terrain effect on land surface temperature using random forest regression. *Remote sensing of environment*, 221, 635-649.
- Zhou, J., Jia, L., Menenti, M. et Gorte, B. (2016). On the performance of remote sensing time series reconstruction methods – A spatial comparison. *Remote Sensing of Environment*, 187, 367-384. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.025>
- Zhou, W., Peng, B., Shi, J., Wang, T., Dhital, Y., Yao, R., Yu, Y., Lei, Z., Zhao, R., Zhou, W., Peng, B., Shi, J., Wang, T., Dhital, Y. P., Yao, R., Yu, Y., Lei, Z. et Zhao, R. (2017). Estimating High Resolution Daily Air Temperature Based on Remote Sensing Products and Climate Reanalysis Datasets over Glacierized Basins: A Case Study in the Langtang Valley, Nepal. *Remote Sensing*, 9(9), 959. <https://doi.org/10.3390/rs9090959>
- Zhu, W., Lü, 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. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.10.034>
- Zhu, X., Cai, F., Tian, J. et Williams, T. K.-A. (2018). Spatiotemporal Fusion of Multisource Remote Sensing Data: Literature Survey, Taxonomy, Principles, Applications, and Future Directions. *Remote Sensing*, 10(4), 527. <https://doi.org/10.3390/rs10040527>
- Zhu, X., Helmer, E. H., Gao, F., Liu, D., Chen, J. et Lefsky, M. A. (2016). A flexible spatiotemporal method for fusing satellite images with different resolutions. *Remote Sensing of Environment*, 172, 165-177.
- Zink, M., Mai, J., Cuntz, M. et Samaniego, L. (2018). Conditioning a Hydrologic Model Using Patterns of Remotely Sensed Land Surface Temperature. *Water Resources Research*, 54(4), 2976-2998. <https://doi.org/10.1002/2017WR021346>
- Zorer, R., Rocchini, D., Metz, M., Delucchi, L., Zottele, F., Meggio, F. et Neteler, M. (2013). Daily MODIS Land Surface Temperature Data for the Analysis of the Heat Requirements of Grapevine Varieties. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(4), 2128-2135. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2226465>

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Chronologie des événements marquants et des rapports principaux depuis la création du GIEC (IPCC) en 1988 jusqu'à la perspective 2022.....	9
Figure 2. Adaptée du 6ème rapport du GIEC, 2021 (SPM.8 Indicateurs sélectionnés du changement climatique mondial dans le cadre des cinq scénarios du changement climatique) (Masson-Delmotte et al., 2021).	11
Figure 3. Vue schématique des composantes du système climatique, de leurs processus et de leurs interactions (Source : Solomon et al. 2007).	13
Figure 4. Instruments qui composent le Global Observing System (GOS). Source : World Meteorological Organization (WMO)	14
Figure 5. Aperçu du plan d'expérience et de l'organisation de la phase 6 du projet d'intercomparaison des modèles couplés (Coupled Model Intercomparison Project Phase 6, CMIP 6) Source : Eyring et al. 2016.....	16
Figure 6. Causes et conséquences du changement climatique pour l'élaboration des scénarios du climat futur (Moss et al., 2010)	17
Figure 7. Matrice des scénarios du Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) du CMIP6. Chaque cellule est la combinaison de trajectoire socio-économique (SSP) en colonnes et de scénarios climatiques basés sur une trajectoire de forçage radiatif en ligne (O'Neill et al., 2016)	18
Figure 8. Approche schématique du concept de terroir viticole et des interactions des composantes de la Plante, du sol et du climat.....	23
Figure 9. Cycle végétatif et stades phénologiques de la vigne. (Eichorn et Lorenz, 1977; Magalhães, 2008).	24
Figure 10. Indices bioclimatiques principaux basés sur la température. HN : Hémisphère Nord, HS : Hémisphère sud.....	28
Figure 11. « Exemple de la représentation schématique des différents niveaux spatiaux de la viticulture pour le cv. Chenin blanc dans la vallée de la Loire, en France, du niveau national au niveau de la parcelle » (Neethling, 2019).....	29
Figure 12. Spectre électromagnétique (Source : Chuvieco, 2016)	40
Figure 13. Les rayonnements selon les types de télédétection. a) télédétection passive inclut les rayonnements émis par le soleil puis réfléchis par l'objet qui correspondent aux domaines de l'optique et du proche infrarouge, b) l'infrarouge thermique inclut les rayonnements émis par l'objet et c) la télédétection active inclut les signaux émis par le capteur comme le radar puis rétrodiffusé par l'objet.....	40
Figure 14. Gradient de compromis entre les résolutions temporelle, spatiale et spectrale d'un capteur.	42
Figure 15. Les approches d'amélioration des résolutions temporelles, spatiales ou spatio-temporelles des températures de surface (Source : Mao, Peng, Wang 2021)	50
Figure 16. Classification des échelles spatio-temporelle selon des ordres de grandeur (Source : Quéno (2011))	54
Figure 17. Positionnement de la thèse dans la cartographie des développements effectués durant les projets et études scientifiques antérieurs portant sur la modélisation climatique locale des terroirs viticoles et agrosystèmes.....	56
Figure 18. Localisation de la Gironde viticole A) à l'échelle de la France et à l'échelle régionale détaillant B) les occupations du sol avec la surface de vignobles en orange (légende complète en Annexe 3) et C) l'altitude bordées par les fleuves de la Garonne et de la Dordogne	58
Figure 19. Diagramme ombrothermique de la normale climatique 1981-2010 issue de la station météorologique Bordeaux-Mérignac (Météo France). Les courbes correspondent aux températures mensuelles moyennes (rouge) en degrés Celsius (°C) et les barres au cumul moyen mensuel de précipitations en millimètres (bleu).	59
Figure 20. Localisation du vignoble bordelais composé de 5 sous-régions viticoles du vignoble bordelais et de 39 Appellations d'Origine Contrôlées (AOC). / carte de cépage en grille (Adapté des données vectorielles INAO)	60

Figure 21. Localisation du site Saint-Emilion, Pomerol et leurs satellites : A) à l'échelle de la Gironde et à l'échelle locale détaillant B) les occupations du sol avec la surface de vignobles en orange (légende complète en Annexe 3), et C) l'altitude et les deux cours d'eau à l'ouest par l'Isle et au sud par la Dordogne	61
Figure 22. Appellations de la région viticole de Saint-Emilion, Pomerol et leurs satellites (données vectorielles INAO)	62
Figure 23. Localisation de la région viticole de l'Entre-Deux-Mers : A) à l'échelle de la Gironde et à l'échelle locale détaillant B) les occupations du sol avec la surface de vignobles en orange (légende complète en Annexe 3) et C) l'altitude et les deux cours d'eau à l'ouest par l'Isle et au sud par la Dordogne	63
Figure 24. Appellations de la région viticole de l'Entre-Deux-Mers (données vectorielles INAO).....	64
Figure 25. Paysage viticole de L'entre-Deux-Mers.....	64
Figure 26. Diagramme ombrothermique de la normale climatique 1981-2010 issue de la station météorologique Saint-Sulpice des Pommiers (Météo France). Les courbes correspondent aux températures mensuelles moyennes (rouge) en degrés Celsius (°C) et les barres au cumul moyen mensuel de précipitations en millimètres (bleu.....	65
Figure 27. Localisation de la région viticole de Waipara A) à l'échelle de la Nouvelle-Zélande B) et à l'échelle de la région du Canterbury détaillant C) les occupations du sol avec la surface de vignobles en orange et D) l'altitude.....	66
Figure 28. Paysage viticole de la vallée de Waipara.....	67
Figure 29. Résumé des données utilisées dans la thèse.....	68
Figure 30. Schéma d'imbrication des parties structurant la thèse	69
Figure 31. Schéma méthodologique de la structure de thèse.....	72
Figure 32. Capteur de température Tinytag B) dans un abri anti-radiation installé dans la végétation à 1m20 du sol.....	81
Figure 33. Localisation des 90 capteurs de températures de l'air installés dans les parcelles de vignes sur le site de Saint-Emilion – Pomerol.....	81
Figure 34. Localisation des 35 capteurs de températures de l'air installés dans les parcelles de vignes dans la région viticole de l'Entre-Deux-Mers.....	82
Figure 35. Localisation des capteurs de températures de l'air installés dans les parcelles de vignes dans la vallée viticole de Waipara.....	83
Figure 36. Réseau de 35 capteurs de températures de l'air installé dans les vignobles de l'Entre-Deux-Mers en 2019 (20 capteurs) et 2020 (15 capteurs).....	84
Figure 37. Distribution spatiale des cumuls de degré-jours (GDD) pour 2019 et 2020 dans l'Entre-Deux-Mers ..	85
Figure 38. Evolution temporelle des cumuls de degré-jours (GDD) pour 2019 et 2020 dans l'Entre-Deux-Mers .	85
Figure 39. Exemples des effets des événements extrêmes climatiques sur le développement de la vigne en juillet 2019, juillet 2020 et août 2021.....	86
Figure 40. Cartographie des acquisitions de températures de surface par capteur selon leur résolution temporelle et spatiale	87
Figure 41. Grille d'acquisition MODIS aux tuiles sinusoïdale (MODIS Land, NASA).....	88
Figure 42. Localisation de la région viticole de la vallée de Waipara à A) l'échelle de la Nouvelle Zélande, B) à l'échelle de la région du Canterbury située à 60 km au nord de Christchurch, C) à l'échelle du réseau de data loggers de températures de l'air.....	99
Figure 43. Analyse en Composante Principale (ACP) sur les facteurs topographiques (altitude, exposition, pente et distance à la côte) dans la vallée de Waipara durant la saison végétative 2017-2018 : a) représentation des variables topographiques sur le premier plan factoriel ; b) représentation des individus par rapport aux variables topographiques, c) répartition spatiale des groupes de capteurs in situ en fonction des facteurs locaux	100
Figure 44. Analyses en Composante Principale (ACP) sur les températures minimales et maximales de l'air dans la vallée de Waipara durant la saison végétative 2017-2018 : a) représentation des individus par rapport aux	

températures de l'air maximales, b) répartition spatiale des groupes de capteurs in situ en fonction des températures maximales, c) représentation des individus par rapport aux températures de l'air minimales, d) répartition spatiale des groupes de data logger en fonction des températures minimales	101
Figure 45. Fréquences de la disponibilité des données de températures de surface (MODIS) pour chaque localisation de data logger durant la saison végétative 2017-2018 dans la vallée viticole de Waipara. Chaque localisation dispose de 0 à 4 données MODIS par jour issues des satellites Terra et Aqua lors de chacune de leur acquisition diurne (MOD _{Day} et MYD _{Day}) et nocturne (MOD _{Night} et MYD _{Night})	102
Figure 46. Chaîne de traitement de l'analyse statistique entre températures de l'air (data logger, Ta) et températures de surface (données thermiques issues des satellites MODIS, Land Surface Temperature LST) à l'échelle journalière. Une première analyse (en gris) concerne les températures moyennes (LST _m : température de surface moyenne et T _m : température de l'air moyenne) et la seconde analyse concerne les minimales (LST _{NIGHT} et T _n) et les maximales (LST _{DAY} et T _x)	104
Figure 47. Evolution journalière de l'indice de Winkler (ou "degrés-jours") calculé durant la saison végétative 2017-2018 dans la vallée viticole de Waipara, correspondant à la somme des températures moyennes journalières à partir de la base 10°C.	105
Figure 48. Répartition des températures de surface (estimées par satellite) moyennes (a), minimales (c), maximales (e) et des températures de l'air (mesurées in situ) moyennes (b), minimales (d) et maximales (f) durant la saison végétative octobre 2017-avril 2018 dans la vallée viticole de Waipara. La localisation des 12 data loggers met en évidence la variabilité des facteurs locaux notamment l'altitude représentée par le Modèle Numérique de Terrain (DEM, à 25 mètres de précision) fourni par LINZ Data Service	106
Figure 49. Répartition des différences moyennes par data logger entre températures de l'air (Ta) et températures de surface (LST) a) moyennes, b) minimales et c) maximales durant la saison végétative octobre 2017-avril 2018 dans la vallée viticole de Waipara.	107
Figure 50. Distribution spatiale a) du coefficient de détermination (R ²) et b) de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) de corrélation statistique entre T _m (température de l'air moyenne journalière) et LST _m (température de surface moyenne journalière) pour 13 data loggers entre juillet 2017 et mai 2018 dans la vallée viticole de Waipara	108
Figure 51. Corrélation linéaire entre la température de surface journalière (LST _m) issue des satellites MODIS et la température moyenne journalière de l'air (T _m). Les nuages de points représentent les données acquises entre Juillet 2017 et mai 2018 dans la vallée viticole de Waipara mettant en correspondance les valeurs de LST _m en fonction de T _m pour cinq data loggers : 1) BellbirdSpring, 2) BlackAvenue_top, 3) ChurchRoad, 4) MountBrown et 5) Pilgrim_top	108
Figure 52. Analyse des températures maximales entre juillet 2017 et mai 2018 dans la vallée viticole de Waipara pour cinq data loggers in situ 1) BellbirdSpring, 2) BlackAvenue_top, 3) ChurchRoad, 4) MountBrown et 5) Pilgrim_top. Corrélation de la température de l'air journalière maximale (T _x) et de la température de surface maximale journalière : a) moyenne des maximales des satellites Terra et Aqua (Moyenne LST _x MOD et MYD), b) maximale du satellite Terra (MOD) et c) maximale du satellite Aqua (MYD) pour chaque data logger in situ	110
Figure 53. Analyse des températures minimales entre juillet 2017 et mai 2018 dans la vallée viticole de Waipara pour cinq data loggers in situ 1) BellbirdSpring, 2) BlackAvenue_top, 3) ChurchRoad, 4) MountBrown 5) Pilgrim_top. Corrélation de la température de l'air journalière minimale (T _n) et de la température de surface minimale journalière : a) moyenne des minimales des satellites Terra et Aqua (Moyenne des LST _n MOD et MYD), b) minimale du satellite Terra (MOD) et c) minimale du satellite Aqua (MYD) pour chaque data logger in situ	111
Figure 54. Nombre d'occurrences entre juillet 2017 et mai 2018 des différences entre 1) les températures de l'air et de surfaces minimales et 2) les températures de l'air et de surfaces maximales, pour les valeurs du satellite Terra (bleu), du satellite Aqua (rouge) et la moyenne des deux (jaune). Analyse focalisée sur cinq data loggers dans la vallée viticole de Waipara : A) Bellbird, 2) BlackAvenue_top, 3) Church_Road, 4) Mount Brown et 5) Pilgrim_top. L'axe vertical représente le nombre d'occurrences des différences de températures allant de 0 à 30. Ces différences de températures sont réparties dans le sens horaire -12 à 12 °C	113

Figure 55. Prédicteurs topographiques pour le site de Saint-Emilion-Pomerol dérivés de Modèles Numériques de Terrain (MNT) à 1000 m, 500 m, 250 m, 90 m et 30 m de résolution spatiale : a) altitude (mètres), b) pente (degrés), c) orientation nord/sud [-1,1], d) orientation ouest/est [-1,1].....	122
Figure 56. Chaîne de traitement de la modélisation des températures à partir de prédicteurs topographiques	124
Figure 57. (a-b) The Saint-Emilion and Pomerol study site (red border) and the administrative department of Gironde (black border) in southwestern France, and (c) the study site's topography and network of 90 air temperature data loggers (black points).	132
Figure 58. Chronology of acquisition of air temperature (sensors) and land surface temperature (LST) (Terra (MOD) and Aqua (MYD) satellites for (N)ighttime and (D)aytime. Blue arrows indicate calculation intervals of mean daily minimum air temperature (Tn) and LST (LSTn), while red arrows indicate those of mean daily maximum air temperature (Tx) and LST (LSTx).	134
Figure 59. Flowchart of the general method used for data: air temperature (Ta), daily land surface temperature (LST) (MOD11A1/MYD11A1), weekly LST (MOD11A2/MYD11A2) and multiple resolutions of digital elevation models. (A) Times series reconstruction, (B) Data description, (C) Spatialization of air temperature and downscaling of LST, (D) Calculation of bioclimatic indices for the growing season.....	134
Figure 60. Boxplots of statistical indicators of the linear relationship between daily air temperature and daily land surface temperature (M*D11A1) from 2012–2018 gridded at different spatial resolutions, by the type of MODIS product for each year studied: (a) coefficient of determination (R ²) and (b) root mean square error (RMSE).	136
Figure 61. Boxplots of statistical indicators of the linear relationship between daily air temperature and daily land surface temperature derived from an 8-day composite (M*D11A2) from 2012–2018 gridded at different spatial resolutions, by the type of MODIS product for each year studied: (a) coefficient of determination (R ²) and (b) root mean square error (RMSE).	137
Figure 62. Boxplots of statistical indicators of the downscaling of (1) spatialization of air temperature, (2) downscaling of daily land surface temperature (LST) and (3) downscaling of the 8-day composite LST using the support vector machine algorithm gridded at different spatial resolutions, by the type of product for each year studied: (a) coefficient of determination (R ²) and (b) root mean square error (RMSE, in °C).	138
Figure 63. Spatial distribution of the Winkler index averaged from 2012–2018 and gridded at different spatial resolutions using (a) predicted air temperature, (b) downscaled daily land surface temperature (LST) (M*D11A1) and (c) downscaled 8-day LST (M*D11A2).	140
Figure 64. Spatial distribution of the Huglin index averaged from 2012–2018 and gridded at different spatial resolutions using (a) predicted air temperature, (b) downscaled daily land surface temperature (LST) (M*D11A1) and (c) downscaled 8-day LST (M*D11A2).	141
Figure 65. Distribution of differences (°C) between (1) daily air temperature and daily LST and (2) daily air temperature and 8days LST using to calculate the (a) Huglin and (b) Winkler bioclimatic indices at different spatial resolutions.	142
Figure 66. Variables topographiques dérivées du Modèle Numérique de Terrain GMTED2010 à 500 m de résolution spatiale : A) Altitude (m), B) Pente (degrés), C) Orientation nord-sud (de 0 à 1) et D) Orientation est-ouest (de 0 à 1).	152
Figure 67. Méthodologie d'identification de structures thermiques à l'échelle régionale : A) Données utilisées, B) Application de la descente d'échelle des températures de surface, C) Application de l'approche de clustering en étape 1 : classification des unités SOM et étape 2 : réduction de dimensions en clusters puis D) Analyse statistique des clusters.....	154
Figure 68. Visualisation des données en entrée et en sortie de l'approche SOM	157
Figure 69. Distances moyennes de voisinage entre unités SOM.....	160
Figure 70. Unités identifiées par l'approche de clustering par Self-Organizing Map (SOM) à partir des températures de surface minimales et maximales hebdomadaires modélisés à 500 m entre mars et octobre et indépendamment pour chaque année entre 2012 et 2018	162

Figure 71. Distribution spatiale des clusters identifiés par une approche de réduction de dimension à partir d'une classification hiérarchique appliquée aux unités SOM à l'échelle de la Gironde	166
Figure 72. Boxplots du test de Kruskal-Wallis pour les valeurs de températures de surface a) minimales et b) maximales appliquées pour chaque paire de clusters et par année entre 2012 et 2018. Les paires de clusters aux différences non significatives sont illustrées par ns (p -value > 0,05)	167
Figure 73. Boxplots du test de Kruskal-Wallis pour les valeurs des variables topographiques a) l'altitude, b) la pente, c) exposition nord-sud U et d) exposition est-ouest V appliquées pour chaque paire de clusters et par année entre 2012 et 2018. Les paires de clusters aux différences non significatives sont illustrées par ns (p -value > 0,05)	168

LISTE DES TABLEAUX

<i>Tableau 1. Forces et limites des approches de modélisation climatique développées dans les projets de recherche antérieurs : spatialisation des mesures climatiques et descente d'échelle de modèles climatique.....</i>	<i>35</i>
<i>Tableau 2. Capteurs thermiques embarqués à bord de satellites à orbite polaire*/géostationnaire** et leurs caractéristiques d'acquisition</i>	<i>46</i>
<i>Tableau 3. Caractéristiques des Modèles Numériques de Terrain (MNT) issus des acquisitions Global Multi-resolution Terrain Elevation Data (GMTED2010) et Shuttle Radar Topography Mission (SRTM).....</i>	<i>79</i>
<i>Tableau 4. Résumé des produits de données MODIS LST C6 (Wan, 2019)</i>	<i>89</i>
<i>Tableau 5. Volume des SDS MODIS journaliers et hebdomadaires (2012-2018 à l'échelle de la Gironde).....</i>	<i>91</i>
<i>Tableau 6. Liste des données de températures de l'air (Ta) et températures de surface (LST) issues des satellites MODIS utilisées.....</i>	<i>103</i>
<i>Tableau 7. Indicateurs statistiques de la relation entre température moyenne de l'air (Tm) et température de surface (LSTm) journalières pour 5 points de mesures représentatifs de la vallée de Waipara durant la saison végétative 2017-2018 (Seuils de significativité : '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05)</i>	<i>108</i>
<i>Tableau 8. Indicateurs statistiques de la relation entre la température maximale de l'air (Tx) et A) la moyenne des températures de surface maximales (MEAN), B) la température de surface maximale acquise par Terra (MOD), C) la température de surface maximale acquise par Aqua (MYD) pour 5 sites représentatifs de la vallée de Waipara durant la saison végétative 2017-2018 (Seuils de significativité : '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05).....</i>	<i>109</i>
<i>Tableau 9. : Indicateurs statistiques de la relation entre la température minimale de l'air (Tn) et A) la moyenne des températures de surface minimales (MEAN), B) la température de surface minimale acquise par Terra (MOD), C) la température de surface minimale acquise par Aqua (MYD) pour 5 sites représentatifs de la vallée de Waipara durant la saison végétative 2017-2018 (Seuils de significativité : '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05).....</i>	<i>112</i>
<i>Tableau 10. Overview of original dataset used in the study.....</i>	<i>132</i>
<i>Tableau 11. Paramètres et fonctions R de la grille et de l'algorithme SOM</i>	<i>157</i>

LISTE DES ANNEXES

<i>Annexe 1. Infographie “Do we understand climate change better than when the IPCC started?” (IPCC, 2021)</i>	<i>181</i>
<i>Annexe 2. Groupements climat-maturité basés sur les températures moyennes de la saison de croissance. Les barres horizontales représentent la fourchette de températures à laquelle chaque variété est connue pour mûrir et produire des vins de qualité élevée à supé</i>	<i>182</i>
<i>Annexe 3. Corine land cover classes (2018, source Land Copernicus)</i>	<i>182</i>
<i>Annexe 4. Indices bioclimatiques basés sur des cumuls de température de la saison végétative de la vigne</i>	<i>183</i>
<i>Annexe 5. Superficies VQPRD / AOC / AOP (**), Source D.G.D.I., Unité : milliers d' ha (Agrimer, 2019)</i>	<i>183</i>
<i>Annexe 6. Superficie par cépages en Aquitaine. Les données se réfèrent au vignoble de cuve planté à l'issue de la Campagne 2018-2019 (DGDDI extraction CVI 25/11/2019, CIVB 2022).....</i>	<i>184</i>
<i>Annexe 7. Article ADVICLIM : “Variabilité de la température durant les nuits de gel des mois d'avril et mai 2019 et durant la vague de chaleur de juin 2019 dans la région viticole de l'Entre-Deux-Mers</i>	<i>185</i>
<i>Annexe 8. Caractéristiques du capteur MODIS</i>	<i>189</i>
<i>Annexe 9. Caractéristiques des 32 bandes spectrales MODIS</i>	<i>189</i>
<i>Annexe 10. Scientific Data Sets M*D11A1</i>	<i>191</i>
<i>Annexe 11. Scientific Data Sets M*D11A2</i>	<i>191</i>
<i>Annexe 12. Exemple de bilan climatique 2019 de l'Entre-Deux-Mers délivré aux viticulteurs.....</i>	<i>192</i>
<i>Annexe 13. Exemple de bilan climatique 2017-2019 de Waipara délivré aux viticulteurs</i>	<i>203</i>
<i>Annexe 14. Qualité des produits de températures de surface journalières (M*D11A1) pour la période d'avril à octobre entre 2012 et 2018</i>	<i>216</i>
<i>Annexe 15. Qualité des produits de températures de surface hebdomadaires (M*D11A2) pour la période d'avril à octobre entre 2012 et 2018</i>	<i>217</i>
<i>Annexe 16. Table of Pearson correlation coefficients, computed between bioclimatic indices values from air temperature and LST, and statistical significance of the associated F-test.....</i>	<i>218</i>
<i>Annexe 17. Spatial distribution of differences in the Winkler bioclimatic index calculated from daily land surface temperature (M*11A1) minus that calculated from the 8-day land surface temperature (M*D11A2) from 2012–2018 and gridded at different spatial resolutions.</i>	<i>219</i>
<i>Annexe 18. Spatial distribution of differences in the Huglin bioclimatic index calculated from daily land surface temperature (M*11A1) minus that calculated from the 8-day land surface temperature (M*D11A2) from 2012–2018 and gridded at different spatial resolutions.</i>	<i>219</i>
<i>Annexe 19. Boxplots des températures de surface minimales par acquisition hebdomadaire MODIS pour la période 2012-2018.....</i>	<i>220</i>
<i>Annexe 20. Boxplots des températures de surface maximales par acquisition hebdomadaire MODIS pour la période 2012-2018.....</i>	<i>220</i>
<i>Annexe 21. Distribution des températures minimales et maximales moyennées les séries temporelles annuelles pour la période 2012-2018</i>	<i>221</i>
<i>Annexe 22. Distribution des valeurs des variables topographiques</i>	<i>221</i>
<i>Annexe 23. Cartes auto-organisatrices des unités SOM : A) Nombre d'observation, B) Distance de voisinage, profil des données températures de surface C) minimales (MIN) et D) maximales (MAX).....</i>	<i>222</i>
<i>Annexe 24. Cartes auto-organisatrices des unités SOM regroupées par clusters (réduction de dimension).....</i>	<i>223</i>
<i>Annexe 25. Boxplots du test de Kruskal-Wallis pour les valeurs de températures de surface a) minimales et b) maximales appliquées pour chaque paire d'unités et par année entre 2012 et 2018. Les paires d'unités aux différences non significatives sont illustrées par ns (p-value > 0,05).....</i>	<i>224</i>
<i>Annexe 26. Boxplots du test de Kruskal-Wallis pour les valeurs des variables topographiques appliquées pour chaque paire d'unités et par année entre 2012 et 2018. Les paires d'unités aux différences non significatives sont illustrées.....</i>	<i>225</i>
<i>Annexe 27. Distribution des températures de surface maximales en 2012 et visualisation des clusters 1 et 6.</i>	<i>225</i>

LISTE DES ACRONYMES

ACP	Analyse en Composantes Principales
ADVCLIM	ADapataion of VIticulture to CLIMate change : High resolution observations of adaptation scenarii for viticulture
AppEARS	Application for Extracting and Exploring Analysis Ready Samples
ASTER	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
AVVENIR	Adaptation de la filière vigne et vin aux enjeux environnementaux - Innovations et Recherche
CAH	Classification Hiérarchique Ascendante
CCNUCC	Convention-cadre des Nations Unies sur les changements climatiques
CMIP	Climate Model Intercomparison Project
DEM	Digital Elevation Model
ECMWF	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
ECV	Essential Climate Variables
EOS	Earth Observing System
GCM	Global Circulation Model
GCOS	Système Mondial d'Observation du climat
GDD	Growing Degree-Days
GIEC	Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat
GMTED	Global Multi-resolution Terrain Elevation Data
GOES	Geostationary Operational Environmental Satellite Program
HI	Indice bioclimatique de Huglin
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
IR	Infrarouge
IRP	Scénarios à haute résolution d'adaptation des agrosystèmes au changement climatique : application à la viticulture
VINADAPT	
LP DAAC	Land Processes Distributed Active Archive Center
LSE	Land Surface Emissivity / Émissivité de surface terrestre
LST	Land Surface Temperature / Température de surface terrestre
MIR	infrarouge moyen
MNT	Modèles Numérique de Terrain
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MSG-SEVIRI	Meteosat Second Generation - Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager
NASA	National Aeronautics and Space Administration

NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
OMM	Organisation Météorologique Mondiale
RCM	Regional Climate Model
RMSE	Root Mean Square Error
SDS	Scientific Data Sets
SEVIRI	Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager
SLSTR	Sea and Land Surface Temperature Radiometer
SRTM	Shuttle Radar Topography Mission
SST	Sea Surface Temperature / Température de surface océanique
SVM	Support Vector Model
SVR	Support Vector Regression
TES	Temperature and Emissivity Separation
TIR	Infrarouge thermique
TIROS	Television and Infrared Observation Satellite
TOA	Top Of Atmosphere
VIIRS	Visible Infrared Imaging Radiometer Suite
WI	Indice bioclimatique de Winkler

TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENTS	I
SOMMAIRE	IV
INTRODUCTION GENERALE	1
PREMIERE PARTIE - APPORT DE LA TELEDETECTION THERMIQUE EN MODELISATION CLIMATIQUE : ETAT DES LIEUX	5
CHAPITRE 1. MODELISATION CLIMATIQUE EN VITICULTURE : CONTEXTE ET ENJEUX	7
1.1 <i>Contexte et étude du changement climatique</i>	8
1.2 <i>Etat de l'art : Suivi et modélisation du changement climatique</i>	12
1.3 <i>La viticulture : impacts et enjeux face au changement climatique</i>	20
1.4 <i>Enjeux de la profession viticole face au changement climatique</i>	29
1.5 <i>Contexte général et cadre thématique</i>	32
CHAPITRE 2. POTENTIEL DE LA TELEDETECTION INFRAROUGE THERMIQUE	37
2.1 <i>Contexte actuel de la Télédétection</i>	38
2.2 <i>Caractéristiques des données de télédétection</i>	39
2.3 <i>Télédétection infrarouge thermique satellitaire : contexte, données, applications</i>	43
2.4 <i>Utilisation des températures de surface terrestres</i>	47
CHAPITRE 3. APPROCHE METHODOLOGIQUE GENERALE	53
3.1 <i>Introduction</i>	54
3.2 <i>Sites d'étude</i>	57
3.3 <i>Données utilisées</i>	67
3.4 <i>Méthodologie générale</i>	68
CONCLUSION DE PREMIERE PARTIE	73
SECONDE PARTIE - CONSTRUCTION ET EVALUATION DE SERIES TEMPORELLES EN SUIVI CLIMATIQUE	75
CHAPITRE 4. SUIVI CLIMATIQUE PAR OBSERVATION AU SOL ET PAR TELEDETECTION THERMIQUE	77
4.1 <i>Rôle de la topographie sur les variations de températures</i>	78
4.2 <i>Séries temporelles de températures de l'air</i>	80
4.3 <i>Suivi climatique de terroirs viticoles à partir de réseaux de mesures</i>	84
4.4 <i>Séries temporelles des températures de surface</i>	87
4.5 <i>Conclusion</i>	92
CHAPITRE 5. EVALUATION DU POTENTIEL DES TEMPERATURES DE SURFACE EN SUIVI CLIMATIQUE JOURNALIER ..	93

5.1	<i>Introduction</i>	96
5.2	<i>Matériels et Méthodes</i>	98
5.3	<i>Résultats</i>	104
5.4	<i>Discussion et conclusion</i>	113
CONCLUSION DE LA DEUXIEME PARTIE		116
TROISIEME PARTIE - ÉCHELLE LOCALE : MODELISATION CLIMATIQUE A PARTIR DE TEMPERATURES DE SURFACE PAR DESCENTE D'ECHELLE SPATIALE		117
CHAPITRE 6. APPROCHE METHODOLOGIQUE DE MODELISATION LOCALE DES TEMPERATURES : DE LA SPATIALISATION A LA DESCENTE D'ECHELLE		119
6.1	<i>Spatialisation des températures de l'air : état des lieux</i>	120
6.2	<i>Descente d'échelle des températures de surface</i>	121
6.3	<i>Conclusion</i>	124
CHAPITRE 7. MODELISATION CLIMATIQUE LOCALE PAR SPATIALISATION ET DESCENTE D'ECHELLE : APPLICATION AU VIGNOBLE DE SAINT-EMILION		127
7.1	<i>Introduction</i>	130
7.2	<i>Materials and Methods</i>	131
7.3	<i>Results</i>	136
7.4	<i>Discussion</i>	142
7.5	<i>Conclusions</i>	143
CONCLUSION DE LA TROISIEME PARTIE		144
QUATRIEME PARTIE. ECHELLE REGIONALE : APPORT DE LA DESCENTE D'ECHELLE POUR L'IDENTIFICATION DE STRUCTURES THERMIQUES		145
CHAPITRE 8. IDENTIFICATION DE CLUSTERS THERMIQUES PAR MODELISATION CLIMATIQUE REGIONALE : APPLICATION A LA GIRONDE		147
8.1	<i>Introduction</i>	148
8.2	<i>Données et Méthodes</i>	151
8.3	<i>Résultats et Discussion</i>	159
8.4	<i>Discussion et conclusion</i>	169
CONCLUSION DE LA QUATRIEME PARTIE		173
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES		175
ANNEXES		181

Titre : Potentialité de la télédétection thermique pour la modélisation climatique en milieu viticole

Mots clés : Télédétection ; Climat ; Séries temporelles ; Topographie, Viticulture ; Modélisation multi-scalaire

Résumé : Les stratégies d'adaptation au changement climatique sont définies à l'échelle des vignobles. L'application d'une méthode de modélisation climatique locale basée sur le lien statistique entre températures et topographie, nécessite des réseaux de mesures coûteux et l'acquisition de données durant plusieurs années. Dans ce contexte, l'utilisation de l'imagerie thermique à haute résolution temporelle permettrait de pallier cette contrainte. L'objectif de cette thèse est d'évaluer les potentialités des images satellites thermiques en modélisation climatique aux échelles locale et régionale. Pour cela, la variabilité spatiale des températures en milieu viticole a été analysée à partir des températures de surface dérivées de la télédétection et parallèlement, des températures de l'air issues des réseaux de mesure.

A l'échelle locale, une méthode de descente d'échelle statistique à partir de prédicteurs topographiques a été appliquée aux températures de surface journalière et hebdomadaires (1000m) et ont été comparées aux spatialisations des températures de l'air journalières (capteurs). Sur le site de Saint-Emilion-Pomerol, ces modélisations ont été évaluées à plusieurs résolutions spatiales. A l'échelle régionale, une méthode d'identification de structures thermiques a été développée afin de caractériser la variabilité des températures de surface modélisées sur le département de la Gironde. Les résultats ont mis en évidence les limites des températures de surface MODIS liées à la résolution spatiale initiale et leur potentiel de caractérisation de la variabilité thermique à l'échelle régionale.

Title : Potential of thermal remote sensing for climate modelling in vineyard areas

Keywords : Remote Sensing; Climate; Time series; Topography; Viticulture; Multiscalar modelling.

Abstract: Adaptation strategies in response to climate change are defined at the vineyard scale. The application of local climate modelling methods based on the link between temperature and topography requires expensive measurement networks. In this context, the use of thermal imagery with high temporal resolution would allow us to overcome this constraint. The objective of this thesis is therefore to evaluate thermal satellite imagery in climate modelling at local and regional scales. To this end, the variability of surface temperatures within wine-growing areas was derived from thermal remote sensing alongside air temperatures from measurement networks.

At the local scale, a statistical downscaling method based on topographic predictors was applied to daily and weekly surface temperatures (at 1000 m resolution) and compared to daily air temperature patterns from a sensor network. At the Saint-Emilion-Pomerol site, these models were evaluated at several spatial resolutions. At the regional scale, a method for identifying thermal structures was developed in order to characterize the variability of the modelled surface temperatures over the Gironde department. The results highlighted the limitations of MODIS surface temperatures in relation to the initial spatial resolution and their potential to characterize thermal variability at the regional scale.