DOWNSCALING À FINE RÉSOLUTION SPATIALE DES TEMPÉRATURES ACTUELLES ET FUTURES PAR MODÉLISATION STATISTIQUE DES SORTIES ALADIN-CLIMAT SUR LES ALPES-MARITIMES (FRANCE)

Nicolas MARTIN, Pierre CARREGA et Cyriel ADNES

Université de Nice-Sophia Antipolis
Equipe GVE-UMR ESPACE
98, bd E. Herriot
06204 Nice cedex 3 – France
nicolas.martin@unice.fr

Résumé

L'objectif de ce travail consiste à régionaliser les sorties du modèle ALADIN-Climat du CNRM afin de renseigner localement l'évolution attendue des températures minimales et maximales à l'horizon de la moitié et de la fin du XXIème siècle. En croisant des variables prédictives décrivant au mieux l'environnement physique avec les températures en sortie du modèle ALADIN-Climat, des modèles de régressions multiples sont établis mensuellement pour la période 1961-1990. Les résultats obtenus offrent des résidus acceptables au regard du changement d'échelle opéré (passage de 12 km de résolution à 90 m). Ainsi, la même méthode est employée pour affiner la résolution spatiale des modélisations climatiques futures (2021-2050 et 2071-2100) selon les trois scénarios A2, A1B et B1.

Mots-clés : modélisation climatique, descente d'échelle, régression environnementale.

Abstract

Downscaling at fine spatial resolution of the current and future temperatures using statistical modeling of ALADIN-Climat outputs in the Alpes-Maritimes (France)

The objective of this work consists in regionalizing the outputs of the model ALADIN-Climat of the CNRM to locally evaluate the minimal and maximal temperatures trends at the middle and at the end of the XXIst century. Crossing predictive variables that best describe the physical environment with temperatures from the ALADIN-Climat model output, several models of multiple regressions are established monthly for the period 1961-1990. The obtained results give acceptable residues considering the scaling operated (from 12 km horizontal resolution to 90 m). Hence, the same method is used to refine the spatial resolution of the climate model simulated (2021-2050 and 2071-2100) according to three SRES scenarios A2, A1B and B1.

Keywords: climate modeling, downscaling, environmental regression.

Introduction

Au delà de l'intérêt purement scientifique, la nécessité de mesures d'atténuation, mais aussi d'efforts d'adaptation, par rapport au réchauffement climatique en cours, oblige à affiner le plus possible les informations climatiques sur ce que sera le futur. D'un point de vue temporel, il n'est pas encore possible de prévoir plus que des paramètres de valeurs centrales (moyenne par exemple) ou de dispersion (écart-type) sur des périodes assez longues, de préférence trentenaires, ce qui interdit évidemment de considérer la prévision de tel ou tel jour précis dans le futur. D'un point de vue spatial, la résolution des modèles de circulation atmosphérique planétaire est de l'ordre de plusieurs dizaines de kilomètres (ARPEGE-Climat, pour Météo France) et peut cependant augmenter, par exemple à 12 km avec ALADIN-Climat qui est la version à aire limitée du modèle précédent (Aire Limitée Adaptation dynamique Développement InterNational). Ces dimensions sont toutefois trop élevées pour pouvoir renseigner suffisamment les "décideurs", les collectivités territoriales pour leur Plan Climat

Article disponible sur le site https://climatology.edpsciences.org ou https://doi.org/10.4267/climatologie.109

Energie Territoire (document obligatoire, notamment pour toute agglomération comprenant plus de 50 000 habitants), ou toute institution désireuse de prendre des mesures en se fondant sur des informations finement spatialisées.

Ce fossé entre les besoins de fine échelle spatiale et ce que peuvent fournir les modèles explique les efforts accomplis pour une « descente d'échelle » spatiale (downscaling) dans différentes directions. Plusieurs démarches permettent d'améliorer la résolution spatiale des prévisions climatiques. La logique dynamique diffère de la logique statistique, les deux étant parfois couplées (Déqué, 2007). Dans le premier cas, un modèle climatique régional résoudra explicitement la physique et la dynamique d'un système climatique à une résolution de 12 km environ dans le meilleur des cas (ALADIN-Climat par exemple). Dans la seconde option, l'amélioration de la résolution spatiale de l'information climatique s'appuie sur la recherche de relations statistiques entre des variables locales et les sorties de modèles climatiques globaux ou régionaux. Cette démarche statistique ne demande que peu de ressources informatiques au regard des besoins du downscaling dynamique, ce qui en a fait son succès (Wilby *et al.*, 2004).

Pour le travail présenté dans cet article, la voie statistique a été choisie, en utilisant la méthode de « régression environnementale » qui consiste à ajouter aux pixels ALADIN une information multiple sur les gradients apportés par divers paramètres de l'environnement, en particulier topographiques.

1. Objectifs et méthodes de l'étude

1.1. Le downscaling statistique

Les méthodes de descente d'échelle statistique sous-tendent que le climat régional ou local dépend de deux facteurs : le climat à échelle continentale et les caractéristiques locales ou régionales comme la topographie, la répartition terre/mer ou l'occupation du sol (Von Storch, 1995 et 1999). Cependant, dans la quasi-totalité des travaux réalisés à l'aide d'une méthode de downscaling statistique, les auteurs considèrent que les caractéristiques locales ou régionales se limitent uniquement aux variables météorologiques et ils ne prennent pas en compte d'autres variables environnementales telles que celles citées ci-dessus (Mullan *et al.*, 2012 ; Khalili *et al.*, 2013). Le point commun à la grande majorité de ces études réside dans le fait qu'en fin de traitement, les prévisions climatiques ne sont établies que pour des points précis de l'espace. En règle générale, ces points sont les stations météorologiques qui ont fourni les variables locales pour établir les relations statistiques avec les sorties de modèles climatiques.

Dans la bibliographie, un grand nombre d'articles traite de cette question de descente d'échelle statistique. Il s'agit fréquemment d'améliorer la précision spatiale des projections climatiques concernant les précipitations journalières (Haylock *et al.*, 2006 ; Wilby et Wigley, 2000 ; Yin *et al.*, 2011 ; Lutz *et al.*, 2012 ; Liu et Fan, 2013). En effet, cette variable alimente de nombreux modèles environnementaux comme des modèles hydrologiques par exemple (Boé *et al.*, 2007 ; Chen *et al.*, 2010 ; Sachindra *et al.*, 2013). Concernant les températures, les travaux sont également abondants : régionalisation des températures dans l'état du Rajasthan en Inde (Goyal et Ojha, 2011), dans le sud-ouest du Québec et le sud-est de l'Ontario (Khalili *et al.*, 2013), dans le nord-est des Etats-Unis (Ahmed *et al.*, 2013) et dans le nord du Chili (Souvignet *et al.*, 2010) par exemple.

Dans le détail, plusieurs techniques sont employées pour améliorer la résolution spatiale des sorties de modèles climatiques : classifications de types de temps et modèles de régression pour les plus usitées, avec très fréquemment des combinaisons ou des comparaisons entre les

méthodes suivies (Wetterhall *et al.*, 2006 ; Liu *et al.*, 2012). La première méthode permet de calculer les valeurs moyennes d'une variable pour chaque type de temps, et d'établir pour le futur, en fonction de la modification des types de temps, les nouvelles valeurs moyennes (Wetterhall *et al.*, 2007). Par ailleurs, les modèles de régression représentent des relations linéaires ou non-linéaires entre des variables locales et des sorties de modèles globaux ou régionaux : la régression linéaire multiple (Gachon et Dibike, 2007 ; Souvignet et Heinrich, 2011 ; Nojarov, 2012 ; Goyal et Ojha, 2012), l'analyse de corrélation canonique (Khan *et al.*, 2006) ou les réseaux de neurones artificiels (Goyal et Ojha, 2012).

Peu de travaux ont jusqu'à présent débouché sur une vraie cartographie appliquée aux sorties de modèles climatiques, c'est-à-dire sur une « descente d'échelle » concernant un réseau de points ou de pixels si serré que le terme d'espace puisse lui être attribué. Cet article en est un exemple.

1.2. La régression environnementale

Il existe deux logiques principales pour reconstituer un champ thermique, selon une démarche statistique, avec toujours le même point de départ, un réseau de postes météorologiques sur un territoire donné, et le désir d'attribuer une valeur à tous les espaces intermédiaires où l'on ne dispose pas de l'information recherchée. La première approche, celle de l'autocorrélation spatiale, consiste à attribuer une valeur à tous les pixels qui n'en ont pas, en se fondant sur la valeur de ceux qui en ont (là où existe un poste) en fonction de la distance qui les sépare. Plus on se rapproche d'un pixel à valeur connue, plus on lui ressemble, des coefficients divers commandant les gradients spatiaux supposés pouvant moduler le rôle de cette distance. Divers travaux (Laborde, 1984 ; Lhotellier, 2005) ont montré que cette approche trouve ses limites en relief contrasté, donc en montagne, et les variogrammes indiquent souvent qu'il n'est pas justifié d'avoir recours à cette logique dans ces circonstances.

La seconde approche consiste à chercher des relations entre les points renseignés (postes météorologiques) et leur environnement propre, c'est-à-dire essentiellement les paramètres topographiques de leur site, comme la relation température et altitude, mais aussi température et exposition, pente, encaissement, exposition, etc. ainsi que des paramètres de position (latitude Y, longitude X) ou de distance par rapport à la mer. Divers auteurs ont ainsi travaillé sur la variabilité spatiale des températures minimales (Tn) et maximales (Tx) : Carrega, 1982, 1994, 1995 ; Madelin, 2004 ; Lhotellier, 2005 ; Joly, 1987 ; Hengl, 2009 ; Joly *et al.*, 2011). La relation entre températures et environnement est quantifiée par régression linéaire multiple, qui peut être délinéarisée si besoin par anamorphose, par exemple l'expression d'une distance par son logarithme. Le modèle général est du type :

$$T = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \ldots\ldots + a_nx_n$$

Où T est la température recherchée ; a_0 une constante exprimant en fait une sorte d'état régional où toutes les variables descriptives seraient égales à zéro ; x_1 et autres variables x_2 …. x_n sont les variables descriptives « environnementales », les « prédicteurs » ; $a_1 \ldots a_n$ sont les coefficients de régression multiple exprimant les gradients (l'influence de chaque descripteur, traduite en température).

Une fois l'équation déterminée pour calculer la température de chaque pixel où elle n'est pas connue, il suffit d'attribuer sa valeur à chaque descripteur, de le multiplier par le coefficient de régression associé, et donc de résoudre l'équation. Cette approche se situe à l'interface entre la démarche déterministe physique et la démarche statistique puisque le choix des variables environnementales n'est pas aléatoire mais guidé par l'intensité des relations statistiques qu'entretiennent ces données avec le phénomène à modéliser, pour des raisons

physiques. Ces mécanismes déterministes sont contenus implicitement dans les modèles de régression multiple construits : par exemple la relation Tx/altitude exprime fortement la relation température/pression atmosphérique.

Cette approche peut s'appliquer à des valeurs moyennes (donc des séries trentenaires comme celles utilisées pour caractériser un climat actuel ou futur) avec des performances généralement très élevées, ou aussi à des valeurs « instantanées » comme celles des Tx d'une journée, par exemple, mais avec des performances très variables selon les cas. Il n'est de toutes façons pas légitime d'appliquer une équation calculée sur une moyenne trentenaire à une situation individuelle d'un jour précis, puisque la moyenne résulte de la synthèse de tous les types de temps et de circulation atmosphérique, par définition parfois très variables d'un jour à l'autre. Il peut dans cette optique être utile de calculer une régression environnementale par type de temps donné, par exemple venteux, à ciel clair ou couvert, etc., selon l'application recherchée.

1.3. Mise en œuvre de l'étude avec le modèle ALADIN

Notre but étant d'obtenir des cartes de températures à fine échelle spatiale pour le présent et le futur, se pose le problème de la source des données devant constituer la matrice de départ : le meilleur résultat pour le présent est obtenu à partir des données issues du réseau de postes météorologiques existants. Toutefois, à cette démarche inapplicable par définition pour le futur, a été préférée celle consistant à partir des données de sorties d'un modèle climatique déterministe, ce qui permet de comparer au mieux les cartes du futur et celles du présent, puisque construites selon le même protocole.

Le modèle de circulation générale utilisé est le modèle ALADIN-Climat du CNRM (Centre National de Recherches Météorologiques). La version exploitée a été celle développée dans le cadre du projet ANR-SCAMPEI (Déqué, 2012). Les sorties de ce modèle ont été corrigées selon la technique quantile-quantile (Déqué, 2007). Cette procédure permet d'ajuster au mieux les valeurs des quantiles calculés par le modèle ALADIN-Climat à ceux calculés à partir des observations de Météo France. Bien qu'affiné par rapport au modèle ARPEGE (50 km de résolution), avec une résolution spatiale de 12 km sur le Sud-Est de la France, ce niveau de détail n'est pas encore vraiment pertinent pour les applications visées. ALADIN-Climat propose des simulations du climat futur selon divers scénarios d'évolution socio-économique et démographique. A chacun des scénarios sont associées des émissions de gaz à effet de serre (GES) d'intensité différente. Parmi les trois scénarios retenus, le scénario A2 envisage une multiplication par 4 des émissions d'ici à 2100, le scénario A1B prévoit un doublement de celles-ci pour 2050 puis une stabilisation, et le scénario B1 suppose des émissions quasi constantes durant tout le XXIème siècle (IPCC, 2007). La période dite « de référence » est la « normale » 1961-1990 qui a permis de valider la capacité d'ALADIN à reproduire le climat considéré comme actuel, ainsi que l'aptitude du modèle de régression environnementale à affiner le champ thermique. Cette validation se double d'une confrontation avec les données observées de 28 postes météorologiques situés dans le département des Alpes-Maritimes.

1.4. Le mécanisme de downscaling

La résolution finale retenue est de 90 m de coté pour chaque pixel issu du modèle numérique de terrain (MNT) fourni par l'USGS (United States Geological Survey) et issu du SRTM de la NASA (Shuttle Radar Topography Mission) (figure 1). Pour passer de l'échelle 12 km à l'échelle 90 m, le processus consiste d'abord à calculer l'équation de régression environnementale à partir d'une matrice de données de températures ALADIN. Celle-ci contient en colonnes la variable recherchée, soit la moyenne mensuelle des températures (Tn

ou Tx), et les descripteurs divers de l'environnement, sur lesquels nous reviendrons plus loin. Chaque ligne décrit un pixel ALADIN, respectivement 37 et 214 pixels utilisés pour les Tx et pour les Tn.

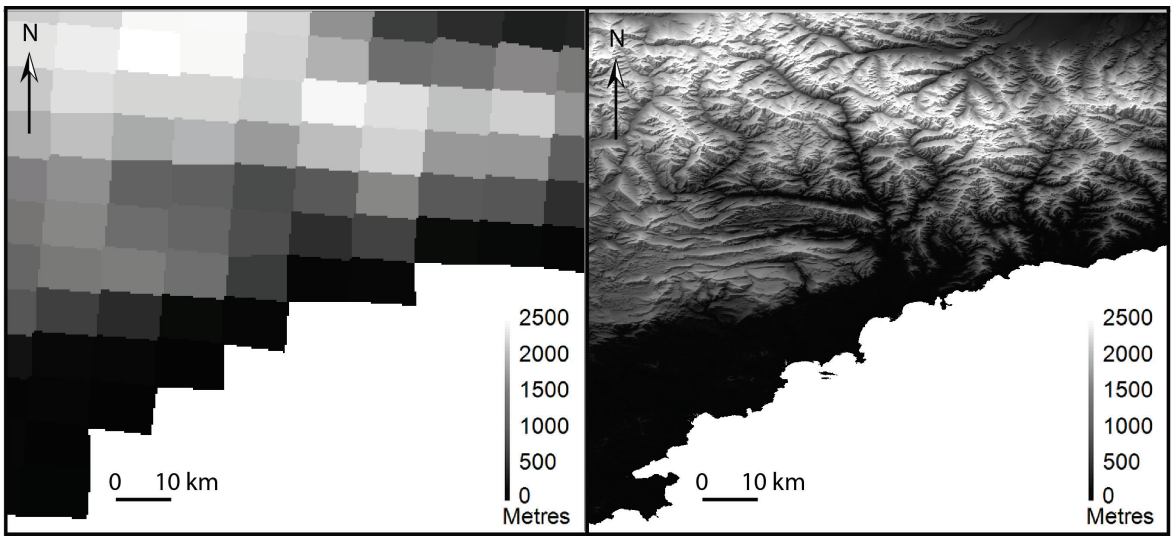

Figure 1 : Modèles numériques de terrain des Alpes-Maritimes à résolution 12 km ALADIN (gauche) et 90 m SRTM (droite). *Digital elevation model of the Alpes-Maritimes at 12 km resolution ALADIN (left) and 90 m SRTM (right).*

Un plus grand nombre de pixels alimentant les modèles de régression pour les Tn a été pris en compte dans le but de corriger le biais froid constaté dans les sorties ALADIN, et présent à moyenne et à haute altitude (les 3/4 nord des Alpes-Maritimes). Ainsi, en plus des pixels compris dans le département, et dans le but de corriger la relation "température-altitude", d'autres pixels périphériques dont l'altitude est bien plus faible s'y sont ajoutés (figure 2).

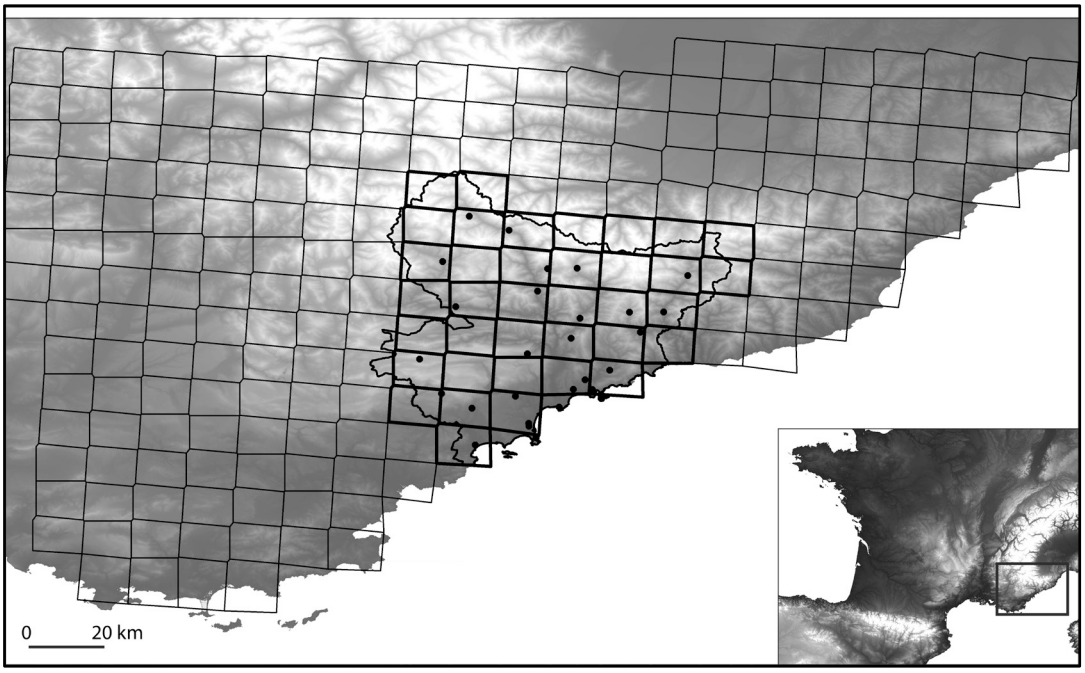

Figure 2 : Pixels du modèle ALADIN utilisés pour établir les modèles de régression multiple des Tx (37 pixels en gras recouvrant les Alpes-Maritimes) et des Tn (214 pixels). Les points noirs sont les postes météorologiques d'observation qui ont permis de valider le modèle. *Pixels of ALADIN model used to establish the multiple regression models of Tx (37 pixels in bold on the Alpes-Maritimes) and of Tn (214 pixels). Black points are the weather stations which allowed to validate the model.*

Une fois l'équation obtenue et validée, sa résolution sur l'ensemble du champ spatial concerné permet de calculer la température de chaque pixel de 90 m de coté, soit environ 18 000 pixels de 90 m par pixel ALADIN, donc près de 700 000 pixels au total sur notre espace. Un problème de principe, inévitable, se pose, celui d'établir des équations sur un échantillon composé de pixels de 12 km (surface de 144 km²) et de résoudre ces équations sur des pixels de 90 m… Les gradients (coefficients de régression) ne sont pas forcément les mêmes selon l'échelle, et ne sont de toutes façons pas calculables de la même manière pour certains. Par exemple, si l'altitude moyenne d'un pixel (il s'agit d'une surface et non d'un point de grille) est une donnée simple, la pente aux environs du pixel n'a pas du tout la même signification selon qu'il s'agit d'un pixel de 12 km ou de 90 m.

Pour minimiser le plus possible ce problème, les descripteurs des pixels ALADIN n'ont pas été calculés à l'échelle 12 km, mais pour chacun de ces pixels, ils sont la moyenne, la valeur minimale et la valeur maximale de tous les pixels de 90 m qui le composent et pour lesquels chaque prédicteur a été évalué ; cela signifie qu'un prédicteur donné se décline en 3 versions (moy., min. et max.). Ainsi, la valeur moyenne de l'encaissement maximum à 5 km (cf. 1.5.) d'un pixel ALADIN est la moyenne des encaissements maximums à 5 km de chacun des 18 000 pixels compris dans les 144 km² ; de même, la valeur minimale de l'encaissement maximum à 5 km d'un pixel ALADIN est le minimum de ce prédicteur rencontré pour les 18 000 pixels de 90 m inclus dans le pixel ALADIN, et ainsi de suite pour tous les descripteurs. Cette démarche permet de fonder le downscaling sur une relation forte entre les deux échelles, puisque l'une alimente l'autre avant même l'établissement de l'équation de régression.

1.5. Le choix des prédicteurs de températures

Le choix des descripteurs demande beaucoup de temps et est en partie subordonnée à deux « philosophies » possibles :

- **Ne retenir pour chaque équation que les prédicteurs performants**, ce qui donne l'avantage de réduire le nombre de membres de l'équation et de déterminer la solution mathématique optimale par rapport à un critère choisi (maximiser le coefficient de détermination, minimiser les résidus, etc.). Chaque mois est donc traité isolément, sans chercher de liens avec les autres.

- **S'efforcer de sélectionner une série donnée de prédicteurs**, toujours les mêmes, qui sera appliquée à tous les mois de l'année. L'inconvénient est que le nombre de composants de l'équation type est plus élevé que dans le cas précédent. L'avantage est par contre de pouvoir observer mois par mois l'évolution du poids de chaque prédicteur, donc le gradient lié à telle ou telle variable, ce qui ouvre évidemment des perspectives de recherches interdites par l'option précédente.

Certains descripteurs sont simples et sans équivoque : l'altitude, la latitude et la longitude. D'autres peuvent être formulés différemment selon les cas : par exemple, le descripteur « encaissement » (au fond d'une vallée ou d'une cuvette), important en particulier pour les Tn (inversions thermiques nocturnes en situations radiatives) qui se traduit par la dénivellation entre un pixel et ceux qui l'entourent. Cette variable peut être l'encaissement maximum, minimum, moyen dans un rayon de distances différentes : 10, 20, n kilomètres …

Ainsi, une cinquantaine de variables prédicteurs ont été explorées, dont une trentaine de formulations de l'encaissement, une douzaine de types de rugosités (écart-type de l'altitude sur diverses distances). La sélection a été opérée en deux temps :

- d'abord en corrélant chaque prédicteur aux températures mensuelles, par régression simple. Pour chaque type de variable, un seul prédicteur a été conservé afin d'éviter des cas de colinéarité entre les variables explicatives dans les modèles.

- ensuite, une fois les prédicteurs sélectionnés, des régressions pas à pas sont menées pour construire les modèles. Pour chacun d'eux, les écarts moyens entre observations et prévisions statistiques sont évalués. Le modèle conservé est celui pour lesquels les écarts avec la réalité sont évidemment les plus faibles.

Nous avons finalement retenu les prédicteurs suivants pour les températures minimales, afin de nourrir l'équation :

$T = a_0 + a_1$ longitude (degrés) $+ a_2$ latitude (degrés) $+ a_3$ altitude (mètres) $+ a_4$ encaissement maximum à 5 km (mètres) $+ a_5$ encaissement moyen à 10 km (mètres) $+ a_6$ logarithme distance à la mer (degrés)

Où l'encaissement maximum à 5 km est la dénivellation maximale entre le pixel central et un autre pixel compris dans un rayon de 5 km ; l'encaissement moyen à 10 km est la dénivellation entre le pixel central et l'altitude moyenne des autres pixels dans un rayon de 10 km.

Par exemple, pour la période 1961-1990, l'équation qui permet d'établir une carte de la moyenne des températures minimales du mois de juillet s'écrit (les chiffres sont arrondis à 3 décimales ici, mais en comptent 15 pour les calculs) :

Tn_07_61-90 = 52,857 - 0,219*long - 0,739*lat - 9,072E-03*alt - 1,759E-03*enc_max_5km + 9,234E-04*enc_moy_10km + 1,759E03*Ln_D_mer

De même, pour les températures maximales, l'équation est la suivante :

$T = a_0 + a_1$ longitude (°) $+ a_2$ latitude (°) $+ a_3$ altitude (m) $+ a_4$ logarithme distance à la mer (°) $+ a_5$ encaissement moyen à 20 km (m) $+ a_6$ rugosité topographique à 5 km (m) $+ a_7$ pente (°)

Où l'encaissement moyen à 20 km est la dénivellation entre le pixel central et l'altitude moyenne des autres pixels dans un rayon de 20 km ; la rugosité topographique à 5 km est l'écart-type des altitudes dans un rayon de 5 km autour du pixel central ; la pente est l'inclinaison moyenne d'un pixel de 90 m de côté.

Par exemple, pour la période 1961-1990, l'équation qui permet d'établir une carte de la moyenne des températures maximales du mois de juillet s'écrit (toujours arrondis à 3 décimales) :

Tx_07_61-90 = - 130,658 – 157* long +3,969* lat – 7,933E-03* alt + 0,721*Ln_D_mer + 3,908E-04*enc_moy_20km – 2,830E-03*rugo_5km – 3,928E-02*pente

Les Tn de tous les mois sont donc décrites par une même équation type, de même que les Tx : seuls les coefficients changent, ce qui permet de comparer les gradients mensuels. Un organigramme synthétique a été dressé afin de visualiser l'articulation des différentes étapes de la démarche (figure 3).

2. Mesure de la robustesse des modèles et validation des régressions environnementales

Différents tests ont permis d'accorder une certaine confiance aux modèles et de les considérer comme robustes tout en cernant leurs limites. Outre l'observation des coefficients d'ajustements des modèles et l'étude des différences de températures calculées entre la modélisation et la réalité (pour la période de référence 1961-1990), d'autres modèles de régression ont été produits en utilisant comme données d'entrée non plus les valeurs de températures des pixels ALADIN mais celles des stations de Météo France présentes dans les

Alpes-Maritimes. La confrontation des deux approches (modèles de régression nourris par ALADIN versus modèles de régression alimentés par les observations) permet notamment de valider l'hypothèse faite sur le transfert d'échelle spatiale concernant les relations statistiques établies à 12 km et utilisées à 90 m.

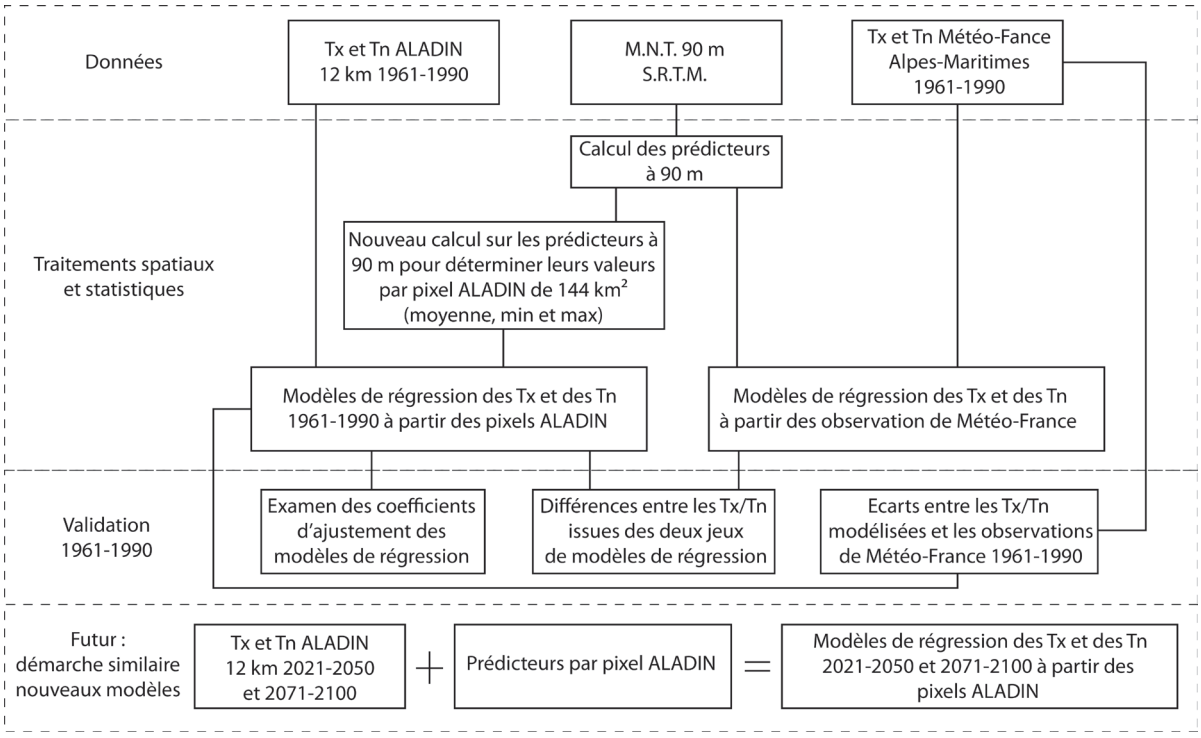

Figure 3 : Organigramme synthétique de l'enchaînement des traitements pour spatialiser à fine échelle spatiale les sorties de températures d'ALADIN-Climat. *Synthetic organization chart of the chain of processing for mapping in fine spatial scale the outputs of temperatures of ALADIN-Climat.*

2.1. Coefficients d'ajustement des modèles de régression

Classiquement, le premier test à effectuer est d'apprécier le coefficient de corrélation multiple R, et le coefficient de détermination R^2 donnant la proportion de variance de T « expliquée » par celles des prédicteurs. Des valeurs de R^2 supérieures à 0,85-0,90 deviennent satisfaisantes. Une autre démarche consiste à consulter les résidus (écarts entre valeurs d'entrées et valeurs estimées par le modèle, projetées sur l'hyperplan de la régression), à étudier leur cartographie (afin de déceler de nouveaux prédicteurs à intégrer au modèle), et à calculer l'erreur-type (écart-type des résidus) ; très couramment utilisée également, la racine de la moyenne des carrés des résidus (RMCE, E pour erreur) fixe l'écart moyen entre la variable climatique en entrée de la régression et celle obtenue par le calcul.

Pour la période de référence, les coefficients de détermination ajustés (correction du R^2 en tenant compte du nombre de variables explicatives) sont compris entre 0,983 et 0,994 pour les Tx, et entre 0,929 et 0,946 pour les Tn. Les erreurs-type et les écarts moyens sont très faibles, de l'ordre de 0,3 à 0,4°C pour les Tx, et de 1 à 1,3°C pour les Tn (tableau 1). Les modèles statistiques élaborés pour les périodes 2021-2050 et 2071-2100, quels que soient les scénarios (A1B, A2 ou B1) sont caractérisés par des R^2 ajustés, des erreurs-type et des RMCE très proches de ceux observés pour 1961-1990 (cf. tableau 2 pour 2071-2100).

Cette étape permet seulement de mesurer les performances du modèle de régression environnementale par rapport à la matrice de données (les sorties du modèle ALADIN qui alimentent la démarche), et en aucun cas par rapport à des mesures enregistrées par des stations météorologiques sur la période 1961-1990 (cf. figure 2).

Mois	Tx R^2	Tx erreur-type	Tx RMCE	Tn R^2	Tn erreur-type	Tn RMCE
Janvier	0,986	0,31	0,34	0,939	1,07	1,08
Février	0,983	0,36	0,40	0,937	1,21	1,23
Mars	0,989	0,33	0,37	0,939	1,22	1,24
Avril	0,987	0,35	0,39	0,946	1,10	1,11
Mai	0,99	0,33	0,36	0,938	1,20	1,22
Juin	0,991	0,32	0,35	0,94	1,30	1,32
Juillet	0,989	0,36	0,40	0,94	1,27	1,29
Août	0,992	0,32	0,36	0,934	1,27	1,29
Septembre	0,993	0,29	0,32	0,929	1,22	1,23
Octobre	0,993	0,28	0,31	0,932	1,11	1,13
Novembre	0,994	0,24	0,27	0,945	0,97	0,99
Décembre	0,983	0,31	0,35	0,94	0,98	1,00

Tableau 1 : Coefficients de détermination ajustés, erreurs-type et RMCE (en degrés C) des modèles statistiques des températures pour la période de référence 1961-1990. *Coefficients of determination, standard errors and RMSE (in °C) of the statistical models of the temperatures for reference period 1961-1990.*

2.2 Ecarts entre températures modélisées et observations

Il s'agit de vérifier que les températures modélisées d'un pixel de 90 m sur lequel se trouve une station météorologique durant la période contemporaine (1961-1990) sont proches de celles réellement observées par la station. L'inconvénient est que cette validation est réservée uniquement à l'époque actuelle, et aussi qu'il est difficile de savoir quelle part d'erreur doit être attribuée respectivement à ALADIN-Climat (bien que ces modélisations aient été corrigées selon la méthode quantile/quantile, mais qui ne les rend malheureusement pas parfaites dans une topographie aussi accidentée) et au modèle de régression environnementale.

Comme expliqué plus haut, la comparaison des variables climatiques calculées à 90 m par les modèles statistiques avec les valeurs réellement enregistrées sur la période de référence 1961-1990 par le réseau de stations de Météo France (28 postes) délivre un degré supplémentaire de pertinence sur la démarche suivie, car ces données observées n'ont pas été intégrées en entrée du modèle de régression et ne lui servent donc pas de base « d'apprentissage ».

Le nombre d'écarts calculés entre modélisation et observation s'élève à 336 pour chacune des variables (12 mois pour 28 stations). Les écarts moyens sur l'ensemble des 28 stations constatés évoluent entre 0,8 et 2,7°C pour les Tx et entre 1,9 et 2,9°C pour les Tn (tableau 2). Les écarts les plus faibles s'observent pour les Tx et notamment pour les mois estivaux, période d'intérêt majeur pour le futur. Les histogrammes de fréquence révèlent que 87,5 % de ces chiffres sont compris entre -1°C et 3°C pour les Tx, et que 86 % de ces valeurs sont bornées entre -3°C et 3°C pour les Tn (figure 4, en blanc). Ainsi, les résultats sont bien plus satisfaisants pour les Tx que pour les Tn. Malgré la prise en compte de prédicteurs représentant l'encaissement, les modèles de régression surestiment, parfois fortement, les Tn dans les sites très encaissés à proximité du littoral (plus de 5°C d'écarts à La Colle Lauron et à Peillon durant l'été). De plus, en altitude, les Tn sont très sous-estimées : les simulations établies pour le site d'Auron à 1600 m sont de 4 à 6°C inférieures aux valeurs observées. Il semblerait que le modèle ALADIN-Climat fournisse lui-même des Tn relativement froides sur le nord du département, et cela, malgré la correction quantile/quantile. Cependant, cette correction s'appuie sur les postes de mesures compris dans chacun des pixels ALADIN-

Climat et aux alentours (Déqué, 2007). Or, à ces altitudes, les mesures réalisées par Météo France ne sont pas nombreuses. De ce fait, cette opération ne permet pas de suffisamment rectifier le biais froid apparent du modèle ALADIN-Climat.

Mois	Tn écart	Tx écart
Janvier	2,8	1,4
Février	2,5	0,8
Mars	2,3	1,6
Avril	2,0	2,3
Mai	1,9	1,7
Juin	2,8	1,1

Mois	Tn écart	Tx écart
Juillet	2,8	1,9
Août	2,7	1,5
Septembre	2,0	2,1
Octobre	2,5	2,7
Novembre	2,4	1,5
Décembre	2,9	1,8

Tableau 2 : Ecarts moyens (en degrés C) entre les postes de Météo France et les prévisions des modèles statistiques des températures minimales et maximales pour la période de référence 1961-1990. *RMSE (in °C) between the weather stations of Météo France and the forecasts of the statistical models of the minimal and maximal temperatures for reference period 1961-1990.*

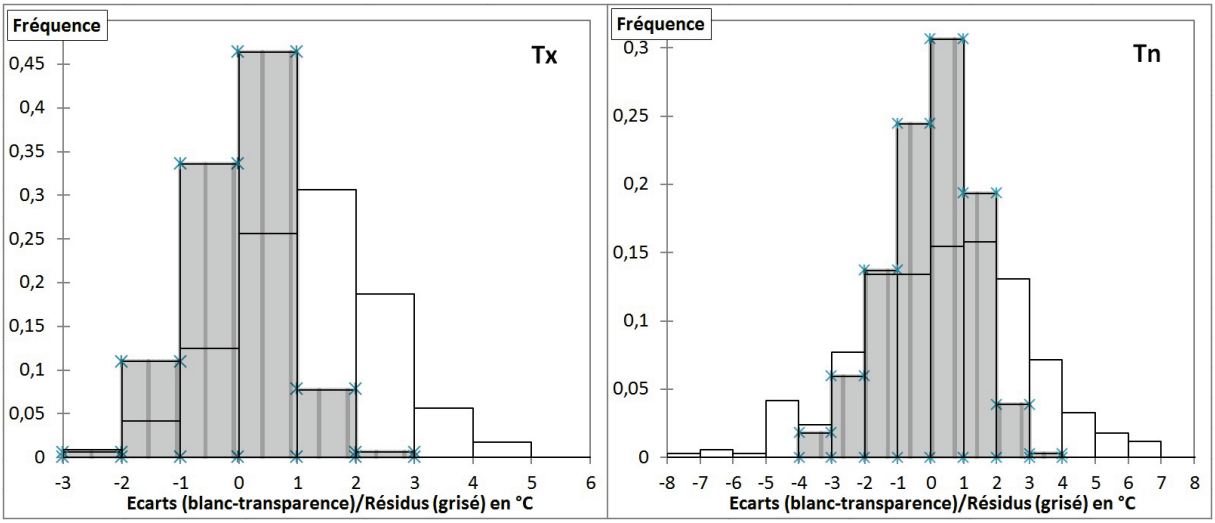

Figure 4 : Histogramme de fréquence des écarts (en blanc) calculés entre les températures modélisées par régression environnementale à partir des sorties d'ALADIN et les observations de Météo France. Histogramme de fréquences des résidus (en grisé) calculés entre les températures modélisées par régression environnementale à partir des mesures de Météo France et ces mêmes températures observées par Météo France. *Frequency histogramm of the gaps (in white) between the temperatures modelled by environmental regression from the outputs of ALADIN and the observations of Météo France. Frequency histogram of residuals calculated between the temperatures modelled by environmental regression from the measures of Météo France and the same temperatures observed by Météo France.*

2.3 Validation du transfert d'échelle des équations de régression

L'objectif de ce travail est d'affiner dans l'espace les sorties d'ALADIN-Climat afin de proposer de meilleurs outils d'aide à la décision concernant les futurs changements climatiques envisagés. Ce "saut" spatial souhaité pose comme hypothèse forte que les relations statistiques mises en évidence à 12 km seront également valables à 90 m. Pour valider ce transfert d'échelle, et en plus de la méthode mise en œuvre pour calculer les descripteurs des pixels ALADIN (cf. 1.4.), il paraît prudent de confronter les modèles de régression construits à 12 km et alimentés par les sorties d'ALADIN, à d'autres modèles de régression établis cette fois à partir des mesures effectuées ponctuellement dans l'espace par le réseau de stations de Météo France. La comparaison des résultats produits par ces deux

approches mettra en évidence les éventuels biais engendrés par l'utilisation à 90 m des équations établies à 12 km.

A l'aide des 28 postes de mesures de Météo France, une nouvelle série de modèles de régression mensuels ont été établis pour les Tn et pour les Tx. Les descripteurs intégrés à ces modèles sont les mêmes que ceux pris en compte dans les modèles construits à partir des pixels d'ALADIN-Climat. Ainsi, les deux jeux de modèles sont parfaitement comparables.

Les coefficients de détermination ajustés de ces régressions fondées sur l'observation sont moins élevés que précédemment, notamment en raison du plus petit degré de liberté qui leur est associé (28 observations seulement pour 6 ou 7 prédicteurs). Ils sont compris entre 0,75 et 0,9 pour les Tx et entre 0,7 et 0,85 pour les Tn. Plus de 91 % des résidus obtenus s'échelonnent de -2°C à 1°C pour les Tx et 88 % des résidus des Tn sont distribués entre -2°C et 2°C. Ces résidus de température ne sont pas fondamentalement différents des écarts évalués dans le paragraphe précédent. La comparaison des histogrammes de fréquence met en valeur une moindre dispersion des résidus que des écarts (figure 4). Ainsi, l'utilisation à une résolution de 90 m des équations de régressions établies à 12 km ne produit pas des résultats très éloignés des températures calculées, sans transfert d'échelle, par régression à partir des observations.

La comparaison des cartographies des Tx et des Tn réalisées à 90 m avec les deux jeux de modèles met également en lumière d'étroites similitudes dans la variabilité spatiale de ces variables climatiques ; aucune incohérence majeure n'est détectable (figure 5). Cependant, si la variation des températures dans l'espace est comparable, les valeurs absolues le sont beaucoup moins. Globalement, les modèles de régression construits avec les sorties d'ALADIN-Climat sous-estiment les Tx et les Tn sur l'ensemble de l'année. Cette sous-estimation est bien plus forte pour les Tn, avec plus de 3°C de différence en moyenne de novembre à mars.

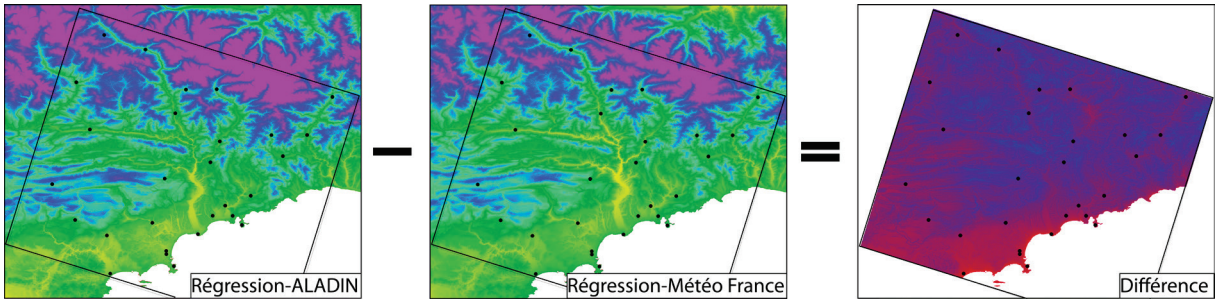

Figure 5 : Comparaison de la spatialisation des Tx de juin effectuée à partir des deux modèles de régression alimentés par les sorties d'ALADIN (Régression-ALADIN) ou par les mesures de Météo France (Régression-Météo France). Les différences ne sont évaluées que pour l'aire couverte par les stations de mesures de Météo France (points noirs). *Comparison of the cartography of June Tx made from both models of regression fed by the outputs of ALADIN (Régression-ALADIN) or by the observed data of Météo France (Régression-Météo France). The differences are only estimated for the area covered by the network of Météo France (black points).*

Le biais froid d'ALADIN-Climat identifié dans le paragraphe 2.2 ressort très nettement à moyenne et à haute altitude. Les différences moyennes de températures ont été calculées par classes de 300 m. Plus la topographie s'élève et plus les valeurs sont importantes (figure 6). Au-delà de 1800 m, les résultats ne sont pas exposés car aucune station météorologique n'est située à de telles altitudes. Il est ainsi impossible de mesurer la vraisemblance des températures modélisées dans chacun des cas (régression/ALADIN-Climat et régression/observations Météo France). Enfin, la surestimation des Tn dans les sites encaissés proche du littoral (La Colle Lauron et Peillon) identifiée dans le paragraphe 2.2 est à nouveau constatée, dans une moindre mesure, dans cette modélisation menée à partir des postes de

Météo France (2 à 3°C d'écart) ; ainsi, même en alimentant les modèles de régression avec les observations, le phénomène d'inversion thermique n'est encore pas fidèlement restitué par cette méthode de spatialisation.

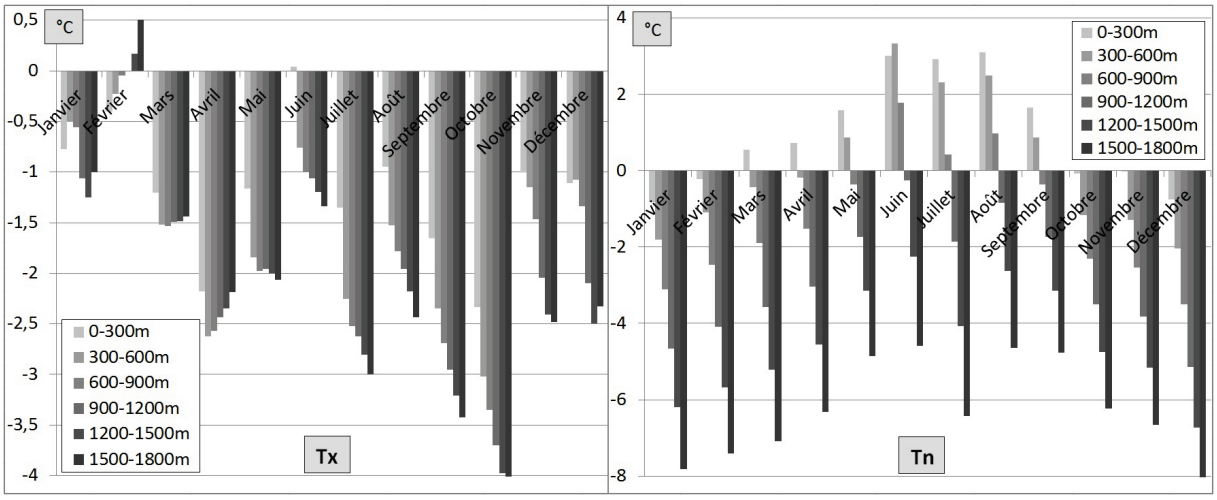

Figure 6 : Différences de températures par classe altitudinale dans les Alpes-Maritimes entre les deux séries de modèles de régression établis soit à partir des sorties d'ALADIN, soit à partir des mesures de Météo France. *Temperatures differences by height class in the Alpes-Maritimes between both series of established regression models either from the ALADIN outputs, or from the Météo France weather stations.*

Ces modèles de régression environnementale sont donc le résultat d'un long processus, soumis à validation, et dont les deux caractéristiques majeures sont, d'une part le choix de prédicteurs performants, et d'autre part, l'originalité du mode de downscaling. En effet, l'équation qui attribue une température à des pixels de 90 m de côté a été calculée certes, à partir de pixels de 12 km de côté, mais les prédicteurs de ces derniers sont générés à partir de pixels de 90 m de côté, ce qui atténue les inévitables effets de seuil attendus du fait du changement d'échelle. La comparaison entre les deux jeux de modèles de régression, établis d'une part à partir des sorties d'ALADIN et d'autre part, à l'aide des observations de Météo France, offre un degré de confiance, subjectif mais supplémentaire, sur la démarche employée. Le transfert d'échelle opéré de 12 km à 90 m dans l'application des équations de régression est validé en dépit d'inconvénients persistants (biais froid d'ALADIN-Climat et inversion thermique parfois mal restituée). Cette logique est donc reproduite à partir des sorties d'ALADIN-Climat pour 2021-2050 et 2071-2100.

3. Résultats et discussion

3.1. Modèles de régression pour les périodes 2021-2050 et 2071-2100

De nouveaux modèles de régression ont été calculés à partir des sorties d'ALADIN-Climat pour les deux périodes futures. Les coefficients d'ajustements sont très proches de ceux observés pour 1961-1990 (tableau 3 pour le scénario A1B). De nouvelles équations de régression ont donc été identifiées, ce qui annihile tout problème de stationnarité. En effet, si les relations entre environnement et températures ont changé, alors elles sont nécessairement incorporées à ces nouveaux modèles construits à partir des Tn et Tx des pixels ALADIN-Climat de 2021-2050 ou 2071-2100. Cette démarche constitue ainsi un avantage certain par rapport aux méthodes des autres travaux de downscaling statistiques qui établissent une relation entre des variables climatiques observées et des variables climatiques simulées par un modèle de circulation générale pour un point de l'espace. Dans ces cas, la même équation qui est réutilisée dans le futur pose alors la question de la stationnarité des processus.

Mois	Tx R^2	Tx erreur-type	Tx RMCE	Tn R^2	Tn erreur-type	Tn RMCE
Janvier	0,986 (0,988)	0,30 (0,30)	0,34 (0,34)	0,939 (0,942)	0,97 (1,00)	0,99 (1,01)
Février	0,983 (0,988)	0,37 (0,34)	0,41 (0,38)	0,948 (0,946)	0,97 (1,03)	0,98 (1,04)
Mars	0,986 (0,990)	0,36 (0,35)	0,40 (0,39)	0,946 (0,947)	1,02 (1,07)	1,03 (1,09)
Avril	0,980 (0,988)	0,41 (0,37)	0,46 (0,41)	0,938 (0,949)	1,09 (1,02)	1,11 (1,04)
Mai	0,988 (0,993)	0,35 (0,32)	0,39 (0,35)	0,936 (0,941)	1,20 (1,17)	1,22 (1,18)
Juin	0,991 (0,991)	0,33 (0,36)	0,37 (0,40)	0,941 (0,941)	1,19 (1,24)	1,20 (1,25)
Juillet	0,993 (0,993)	0,30 (0,33)	0,33 (0,37)	0,945 (0,945)	1,20 (1,19)	1,21 (1,21)
Août	0,994 (0,994)	0,27 (0,30)	0,30 (0,34)	0,945 (0,943)	1,20 (1,21)	1,22 (1,22)
Septembre	0,996 (0,995)	0,23 (0,27)	0,26 (0,3)	0,946 (0,936)	1,19 (1,21)	1,22 (1,23)
Octobre	0,993 (0,994)	0,27 (0,29)	0,30 (0,33)	0,930 (0,935)	1,18 (1,10)	1,20 (1,11)
Novembre	0,992 (0,994)	0,27 (0,26)	0,30 (0,29)	0,937 (0,943)	1,05 (0,99)	1,06 (1,00)
Décembre	0,984 (0,988)	0,31 (0,33)	0,35 (0,33)	0,940 (0,946)	0,97 (0,95)	0,98 (0,96)

Tableau 3 : Coefficients de détermination ajustés (erreurs-type et RMCE ; en °C) des modèles statistiques des températures pour 2071-2100 (respectivement 2021-2050), en scénario A1B. *Coefficients of determination, standard errors and RMSE (in °C) of the statistical models of the temperatures for2071-2100 (2021-2050) for scenario A1B.*

3.2. Poids des prédicteurs et gradients thermiques associés

3.2.1. Rôle des prédicteurs et leur évolution temporelle

La « standardisation » du nombre et de la nature des prédicteurs par type de températures (Tx et Tn) permet de comparer mois par mois ou scénario par scénario, le poids respectif de chaque prédicteur, et de détecter une éventuelle évolution (tableaux 4 et 5). Les prédicteurs les plus influents (rang établi en valeur moyenne annuelle à partir de la valeur absolue des coefficients de régression standardisés ou « normalisés ») sont respectivement avant tout l'altitude, puis la latitude et la distance à la mer, pour ce qui concerne les Tx (tableau 4).

	Prédicteurs	Longitude	Latitude	Altitude	Rugosité	Encaiss.	Pente	Dist. mer
Scénarios	**Tx 1961-90**	4	2	1	7	5	6	3
A1B	**Tx 2021-50**	4	2	1	7	6	5	3
A2	**Tx 2021-50**	4	2	1	7	5	6	3
A1B	**Tx 2071-00**	4	3	1	7	5	6	2
A2	**Tx 2071-00**	4	2	1	7	5	6	3

Tableau 4 : Poids moyen annuel par rang des prédicteurs selon la période et le scénario, pour la détermination des températures maximales moyennes. *Annual mean weight by rank of predictor variable according to the period and the scenario, for the determination of the average maximal temperatures.*

Quelle que soit l'époque ou le scénario, les rangs changent peu, l'encaissement et la pente, ainsi que la distance à la mer et la latitude ayant des valeurs très proches, ce qui laisse entendre qu'il n'y a pas de changement à attendre quant au poids des processus quasi physiques attachés à chaque prédicteur. Pour les Tn, les deux principaux prédicteurs sont l'altitude, puis l'éloignement de la mer et l'encaissement (rôle des inversions thermiques nocturnes), mais le poids des autres variables change pour le futur par rapport à l'actuel, et même selon les scénarios pour la fin du siècle, en particulier pour la latitude et l'encaissement

(tableau 5). Au total, malgré quelques changements de poids des prédicteurs, aucun bouleversement n'est prévisible, y compris dans la hiérarchie de ceux qui pèsent le plus.

	Prédicteurs	Longitude	Latitude	Altitude	Encaiss. 5	Encaiss. 10	Dist. mer
Scénarios	**Tn 1961-90**	5	4	1	3	6	2
A1B	**Tn 2021-50**	5	6	1	3	4	2
A2	**Tn 2021-50**	5	6	1	3	4	2
A1B	**Tn 2071-00**	4	6	1	3	5	2
A2	**Tn 2071-00**	3	6	1	4	5	2

Tableau 5 : Poids moyen annuel par rang des prédicteurs selon la période et le scénario, pour la détermination des températures minimales moyennes. *Annual mean weight by rank of predictor variable according to the period and the scenario, for the determination of the average minimal temperatures.*

3.2.2. Les gradients thermiques et leur évolution temporelle

Les coefficients de régression permettent de définir des gradients, en précisant de combien change la température quand la valeur du prédicteur change. Pour les Tx, l'altitude (premier facteur) génère un gradient très vraisemblable variant de -0,3°/100 m en hiver à -0,8°/100 m en été, demeurant à peu près similaire quels que soient les scénarios ou les périodes (figure 7). Le gradient latitudinal est proche de la nullité en hiver mais atteint +4°C par degré de latitude (+0,37°/10 km vers le nord environ) en été. Le gradient de la distance à la mer (exprimé par son logarithme) subit une inversion saisonnière : durant les trois mois d'hiver, s'éloigner de la mer fait baisser la température, et la fait augmenter le reste du temps avec un maximum marqué de juillet et août (ce qui est effectivement observé).

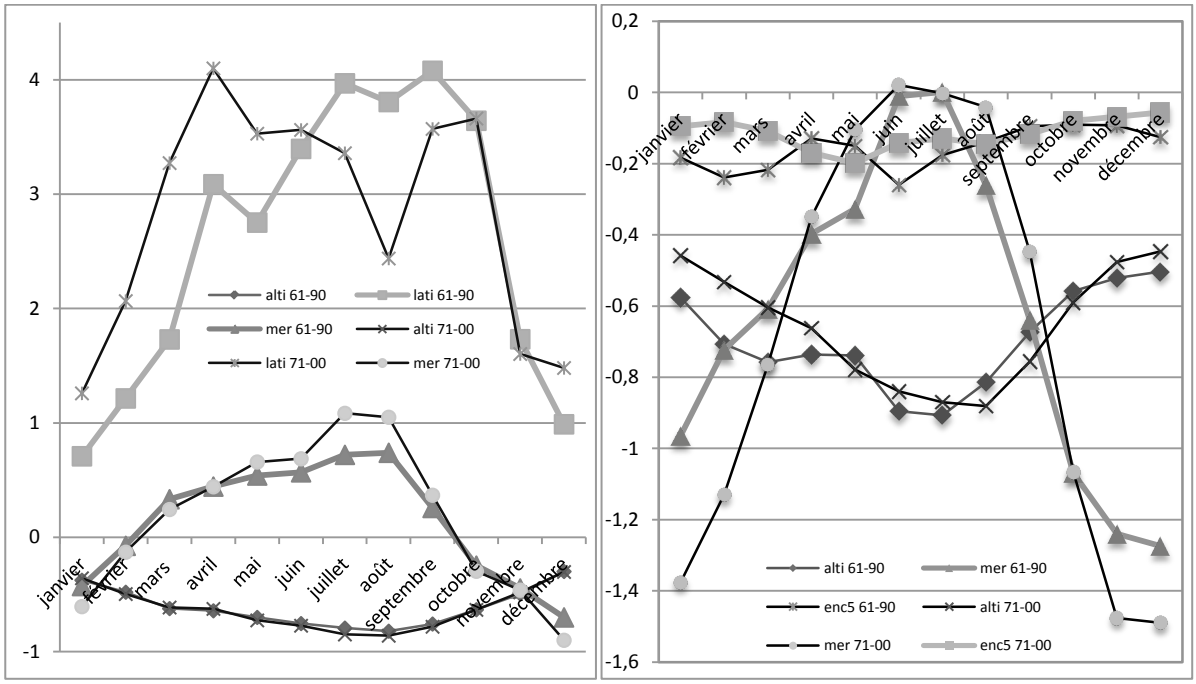

Figure 7 : Evolution mensuelle comparée des gradients thermiques commandés par les trois principaux prédicteurs des Tx (à gauche) et des Tn (à droite) pour la période 1961-1990 et la période 2071-2100, scénario A1B. *Compared monthly evolution of the thermal gradients commanded by the three main predictors of Tx (left) and Tn (right) for the reference period 1961-1990 and the period 2071-2100.*

Pour les Tn, l'altitude demeure le principal facteur de refroidissement, avec des valeurs comparables aujourd'hui et à la fin du siècle (figure 7). Le rôle de la continentalité est plus

marqué que pour les Tx, avec un gradient très négatif surtout en hiver, devenant nul en été, quelle que soit la période. Enfin, l'encaissement (rayon de 5 km) est un facteur de refroidissement, entre -0,1° et -0,2° pour 100 m d'encaissement.

Au total, on ne note pas de transformation radicale de l'action des prédicteurs environnementaux sur la température entre les années 1961-1990, 2021-2050 (non illustrées ici) et 2071-2100, tandis que l'adoption d'un même modèle pour un type donné de températures permet de suivre le comportement saisonnier, parfois très différent, de chaque prédicteur.

3.3. Résolution des équations et cartographie pour les différentes périodes et scénarios

Sur l'ensemble des Alpes-Maritimes, la hausse moyenne des Tx et des Tn est plus prononcée en juillet et en août que le reste de l'année : +3,1°C dans le scénario B1, +4,8°C dans le A1B et +5,5°C dans le A2 en 2071-2100 pour les Tx de juillet par exemple (figure 8). Les Tn augmentent plus que les Tx quels que soient le mois, la période et le scénario considérés, jusqu'à +6,7°C en juillet (figure 9). Pour la fin du siècle, le scénario choisi conditionne fortement les augmentations envisagées avec des différences importantes notamment entre le scénario B1 et les deux autres. A l'opposé, pour le milieu du XXIème siècle, l'évolution des températures n'est que peu dépendante des scénarios d'émissions de GES (figures 8 et 9).

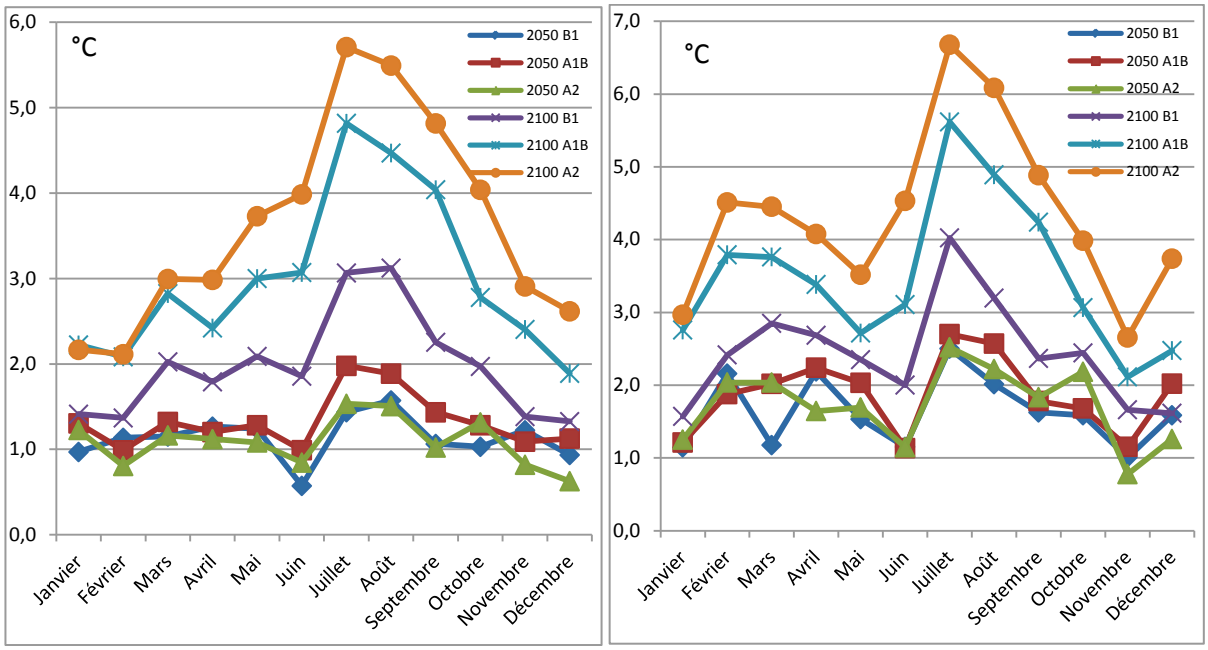

Figure 8 : Hausses moyennes des Tx (à gauche) et des Tn (à droite) par rapport à la période de référence 1961-1990 sur l'ensemble du territoire étudié par mois pour 2021-2050 et pour 2071-2100 en fonction des scénarios d'émission des GES. *Mean Tx increases (left) and mean Tn increases (right) compared with the reference period 1961-1990 on the whole studied territory by month for 2021-2050 and for 2071-2100 according to greenhouse gases emission scenarios.*

Spatialement, les espaces affectés par les plus fortes hausses de Tx ou de Tn ne sont pas toujours les mêmes tout au long de l'année. Par exemple, la hausse des Tx envisagée en juillet sera plus prononcée dans l'intérieur des Alpes-Maritimes et à moyenne altitude (figure 10).

A l'inverse, en janvier, la hausse bien plus modérée des Tx (+1,4°C dans le B1, +2,2°C dans le A1B et le A2) est plus importante sur le littoral et à haute altitude. Pour les Tn, et pour les deux mois, la hausse est plus prononcée à haute altitude et à proximité de la mer.

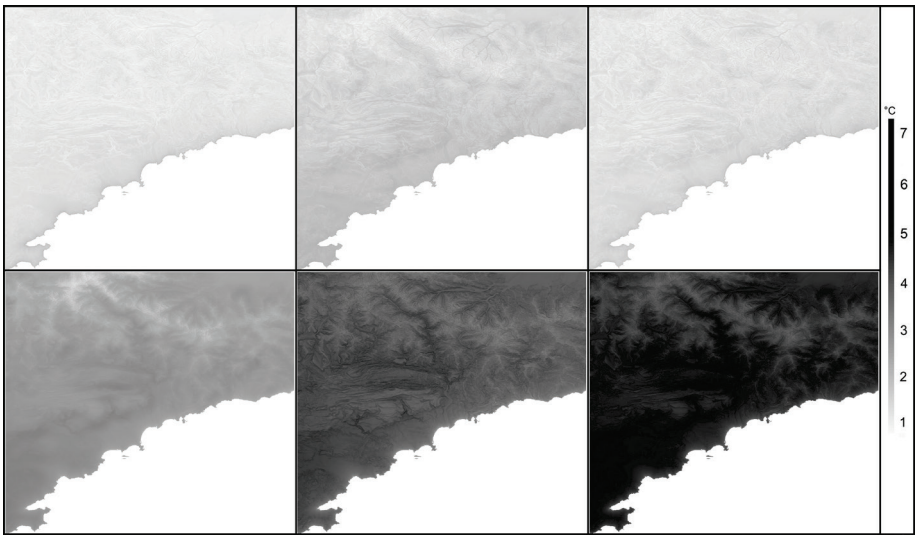

Figure 9 : Cartes des hausses des Tx en juillet par rapport à la période de référence 1961-1990 sur les Alpes-Maritimes pour 2021-2050 (en haut) et 2071-2100 (en bas) en fonction des scénarios d'émission des GES (B1 à gauche, A1B au centre et A2 à droite). *Maps of Tx increases for July compared with the reference period 1961-1990 in the Alpes-Maritimes for 2021-2050 (at the top) and 2071-2100 (below) according to greenhouse gases emission scenarios (B1to the left, A1B in the middle and A2to the right).*

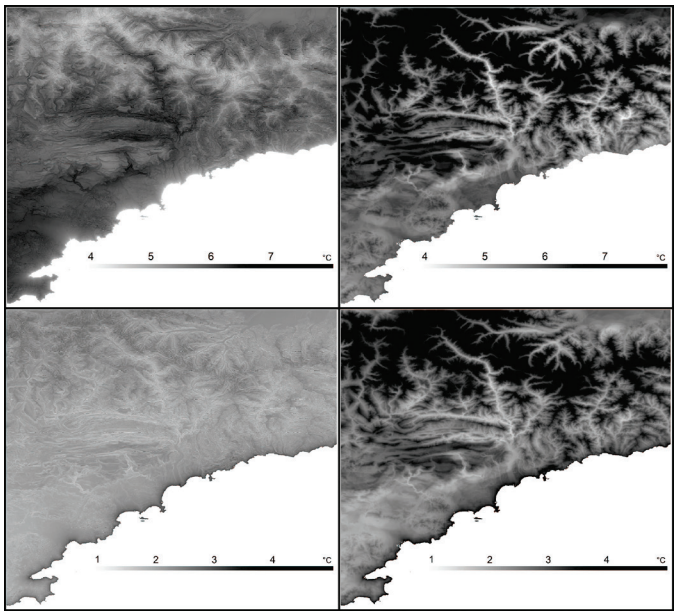

Figure 10 : Spatialisation de la hausse, en degrés Celsius par rapport à la période 1961-1990, des Tx (à gauche) et des Tn (à droite) de juillet (en haut) et de janvier (en bas) dans les Alpes-Maritimes pour 2071-2100 et selon le scénario A2. *Spatializing of the increase, in degree Celsius compared to the reference period 1961-1990, for the Tx (left) and for the Tn (right) in July (at the top) and in January (below) in the Alpes-Maritimes for 2071-2100 according to the A2 scenario.*

Les évolutions des Tx et des Tn en valeurs absolues pour la fin du siècle illustrent une modification profonde des gammes de températures auxquelles la population, la faune et la flore des Alpes-Maritimes seraient exposées, aussi bien au cœur de l'hiver qu'en été :

- Les Tn de janvier qui s'échelonnaient de -16 à 6°C pendant la période de référence 1961-1990, du nord montagneux (maximum à 3200 m) à la Méditerranée, pourraient aller entre -11 et 10°C dans les scénarios A1B et A2 (figure 11). Les Tx du même mois normalement comprises entre -5 et 13°C varieront potentiellement entre -2,5 et 16°C. Si cette hausse des Tn/Tx de janvier, synonyme d'hivers moins rigoureux, peut être ressentie positivement par la majorité des citoyens, il n'en est pas de même pour les professionnels de la montagne qui devront composer avec une remontée de plus de 500 m d'altitude de l'isotherme 0°C. Il s'observerait ainsi à 2750 m en moyenne à l'horizon 2071-2100 pour le scénario A2 dans le département, en milieu de journée en janvier (figure 12).

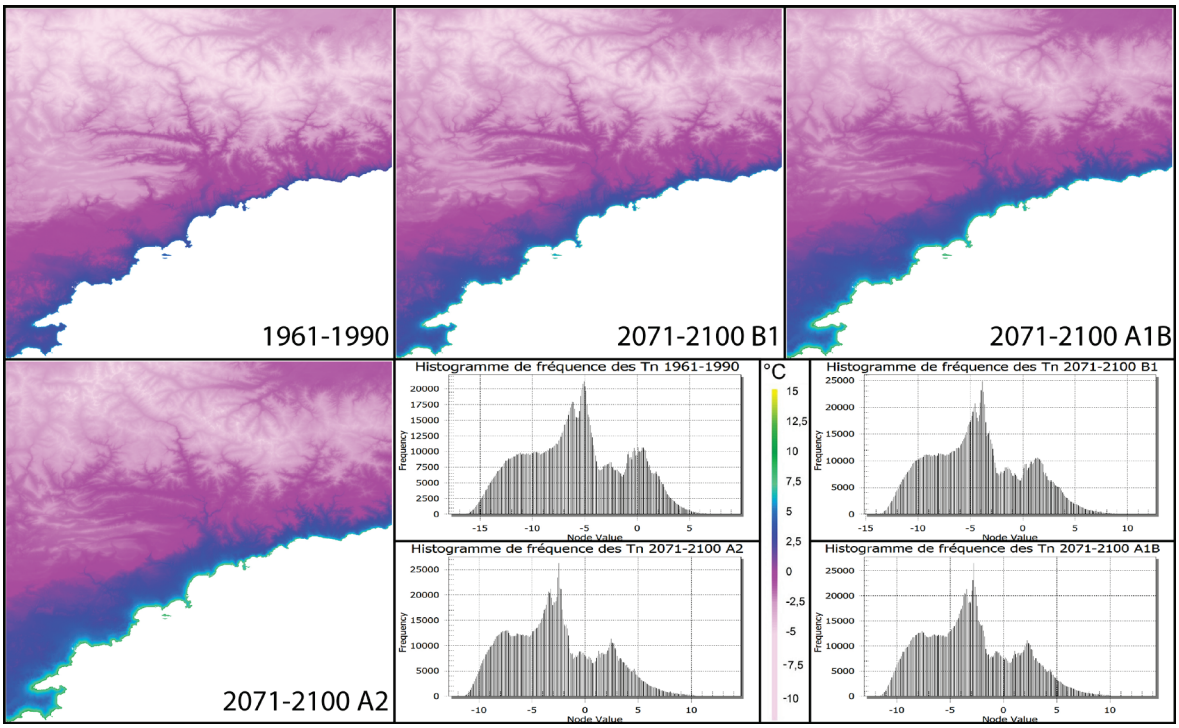

Figure 11 : Cartes et histogrammes de fréquence des températures minimales de janvier 1961-1990 et janvier 2071-2100 pour les scénarios B1, A1B et A2. *Maps and histograms frequency of the minimal temperatures of January 1961-1990 and January 2071-2100 for the B1, A1B and A2 scenarios.*

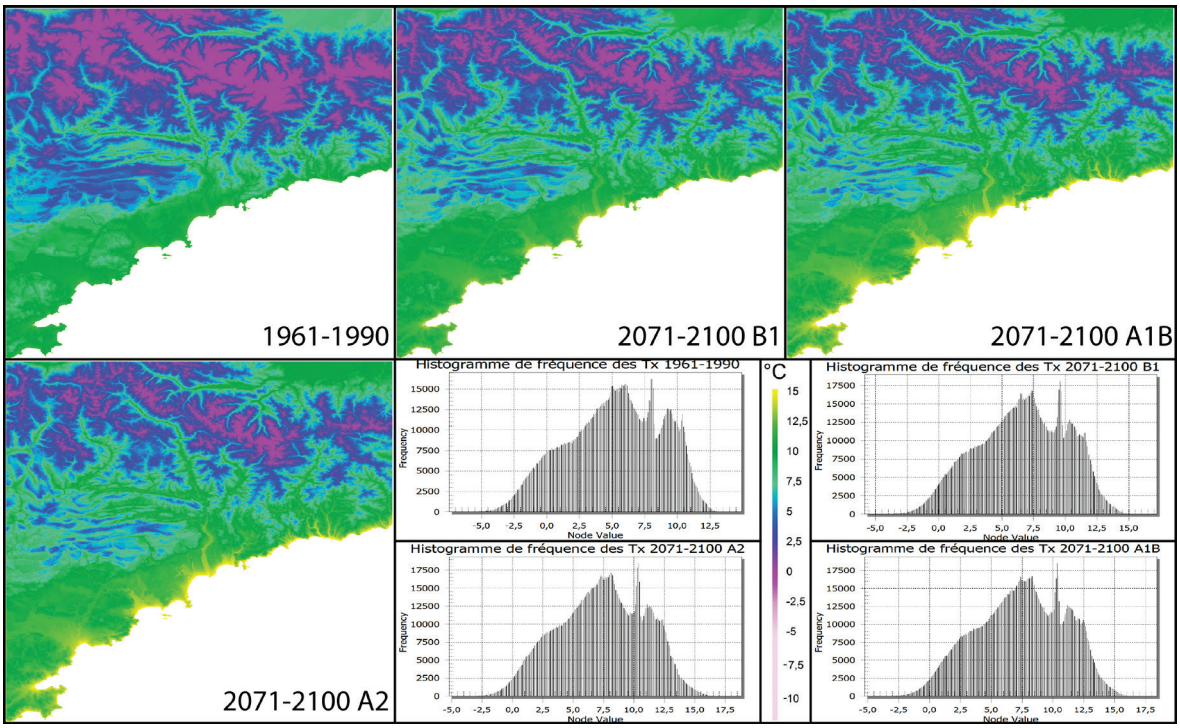

Figure 12 : Cartes et histogrammes de fréquence des températures maximales de janvier 1961-1990 et janvier 2071-2100 pour les scénarios B1, A1B et A2. *Maps and histograms frequency of the maximal temperatures of January 1961-1990 and January 2071-2100 for the B1, A1B and A2 scenarios.*

- Les Tn estivales influencent la capacité de récupération des organismes après les chaudes journées ; leur évolution pourrait donc avoir un impact sanitaire. Au sein de la bande littorale du département, 15 à 20 km de profondeur, là où se concentre l'essentiel de la population, les Tn de 1961-1990 variaient entre 15 et 20°C. Pour la fin du siècle, ces mêmes températures

pourraient évoluer entre 21 et 26°C pour les scénarios les plus émissifs en GES (figure 13). Les Tx de juillet de cette zone la plus peuplée étaient comprises entre 25 et 30°C, avec des maximums localisés à faible altitude dans l'intérieur des terres. Des valeurs de 30 à 35°C sont envisagées pour les scénarios les plus pessimistes pour 2071-2100. Ces valeurs moyennes très élevées sont susceptibles d'être largement dépassées au cours de périodes caniculaires et les 40°C pourraient donc être fréquemment enregistrés dans les Alpes-Maritimes (figure 14).

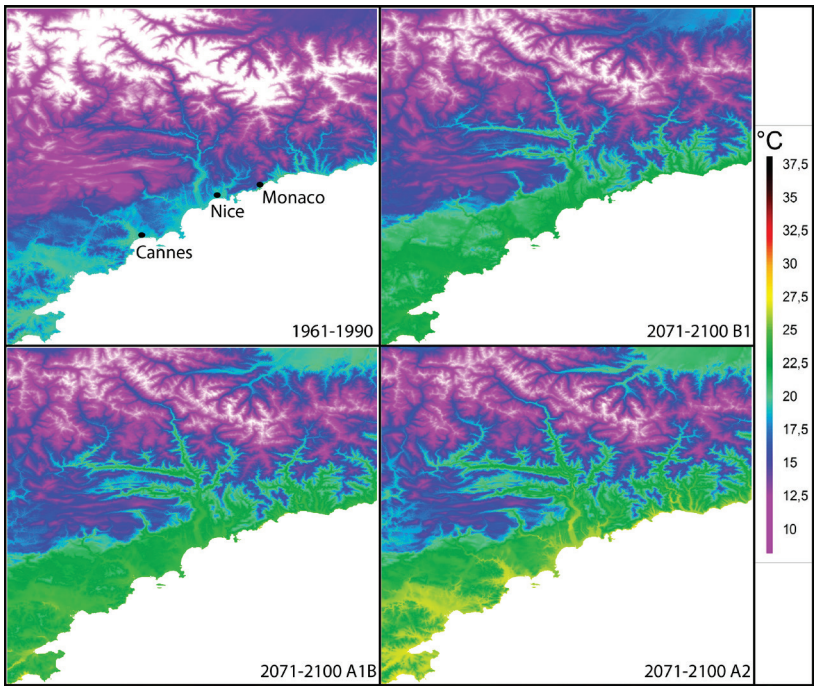

Figure 13 : Cartes des températures minimales de juillet 1961-1990 et juillet 2071-2100 pour les scénarios B1, A1B et A2. *Maps of the minimal temperatures of July 1961-1990 and July 2071-2100 for the B1, A1B and A2 scenarios.*

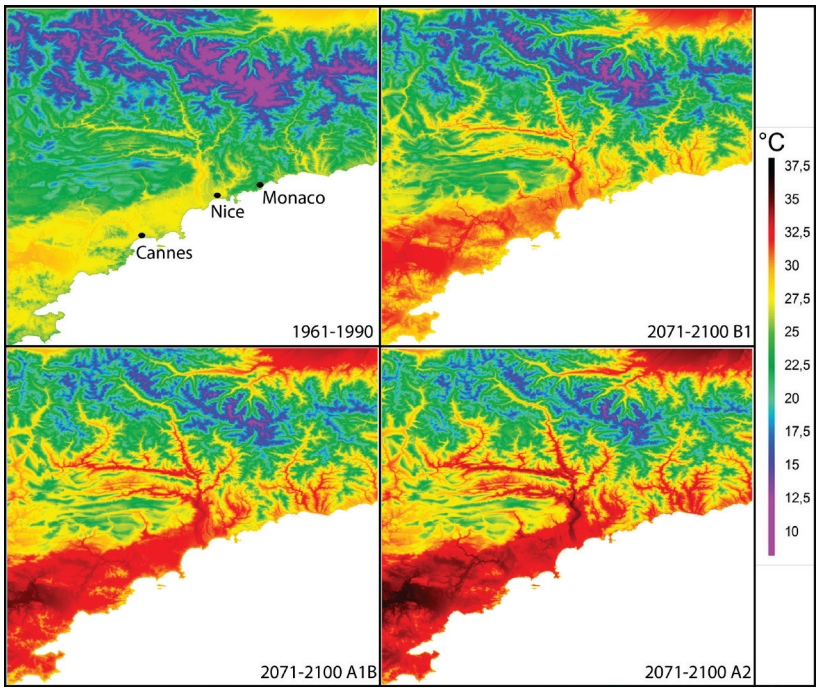

Figure 14. Cartes des températures maximales de juillet 1961-1990 et juillet 2071-2100 pour les scénarios B1, A1B et A2. *Maps of the maximal temperatures of July 1961-1990 and July 2071-2100 for the B1, A1B and A2 scenarios.*

Conclusion

La répartition spatiale des températures durant la période 1961-1990 est assez concordante avec les normales climatiques observées dans le département, bien que ces données observées n'aient pas servies à constituer le modèle de régression environnementale qui raffine le modèle ALADIN-Climat. L'utilisation à fine échelle spatiale des équations de régression établies à 12 km n'entraîne pas d'incohérence majeure dans la spatialisation des températures.

La technique statistique fondée sur la régression environnementale permet d'affiner spatialement les modélisations ALADIN-Climat des Tx et des Tn en passant de 12 km à 90 m de résolution. La démarche a été validée sur la période de référence 1961-1990 et a donc été reproduite pour les scénarios A1B, A2 et B1 concernant les périodes 2021-2050 et 2071-2100. L'avantage de cette démarche paraît fondé sur quatre constats :

- D'abord, par rapport aux méthodes traditionnellement utilisées en downscaling, le résultat est spatialisé : il concerne une surface continue constituée de nombreux pixels, et non un ou quelques points isolés ;

- Ensuite, le mode de construction du modèle de régression minimise au maximum (si l'on peut dire) les problèmes liés au changement d'échelle de 12 km à 90 m, puisque les caractéristiques « environnementales » des pixels ALADIN sont établies par la somme de celles des pixels de 90 m qui les composent ;

- De plus, l'établissement de nouveaux modèles de régression pour les deux périodes futures permet d'éviter de poser l'hypothèse, potentiellement fausse, de stationnarité des processus physiques implicitement contenus dans les équations de régression ;

- Enfin, les résultats paraissent assez satisfaisants, malgré l'emboitement de deux modélisations, et sont produits à une échelle permettant aux « utilisateurs » un certain nombre de décisions et d'actions que l'échelle d'ALADIN-Climat ne pouvait pas autoriser.

Les résultats obtenus laissent penser que l'ampleur des hausses de températures minimales et maximales provoquera nécessairement des changements dans l'économie touristique des Alpes-Maritimes. Selon l'intensité des émissions de GES dans les décennies à venir, de nombreuses stations de ski pourraient ainsi être contraintes de convertir totalement leurs activités hivernales pour subsister. Si pour le tourisme balnéaire estival, la hausse des températures n'est pas aussi préjudiciable, la disponibilité de la ressource en eau sera plus contraignante qu'aujourd'hui en raison de la consommation d'eau potentiellement plus importante et de l'évaporation plus forte liée aux températures plus élevées. De plus, même à précipitations constantes, les chutes de neige s'accumulant à plus haute altitude durant l'hiver ne permettront plus d'étaler dans le temps la restitution de l'eau précipitée et stockée sous forme de neige jusqu'à la fin du printemps. Les nappes phréatiques pourraient donc être plus faiblement armées en début d'été pour pallier la sécheresse estivale caractéristique du climat méditerranéen.

Remerciement : Cette étude a été partiellement financée par le Conseil Régional PACA (projet CASSANDRE). Nous remercions Michel Déqué du CNRM pour la mise à disposition des modélisations d'ALADIN-Climat.

Bibliographie

AHMED K. F., WANG G., SLINADER J., WILSON A. M., ALLEN J. M., HORTON R. et ANYAH R., 2013 : Statistical downscaling and biais correction of climate model outputs for climate change impact assessment in the U.S. Northeast. *Global and Plan. Ch.*, 100, 320-332.

BOE 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*, 27, 1643-1655.

CARREGA P., 1982 : *Les facteurs climatiques limitants dans le sud des Alpes Occidentales.* Thèse de doctorat 3ème cycle, Revue d'Analyse Spatiale Quantitative et Appliquée, Nice, n°13, 221 pages.

CARREGA P., 1994 : *Topoclimatologie et habitat.* Analyse Spatiale Quantitative et Appliquée, Revue de Géographie du laboratoire d'analyse spatiale Raoul Blanchard, thèse de doctorat, 408 pages.

CARREGA P., 1995 : A method for the reconstruction of mountain air temperatures with automatic cartographic applications. *Theoretical and Applied Climatology*, 52, 69-84.

CHEN S.-T., YU P.-S. et TANG Y.-H., 2010 : Statistical downscaling of daily precipitation using support vector machines and multivariate analysis. *Journal of Hydrology*, 385, 13-22.

DEQUE M., 2007 : Frequency of precipitation and temperature extremes over France in an anthropogenic scenario: Model results and statistical correction according to observed values. *Global and Planetary Change*, 57, 16-26.

DEQUE M., 2012 : *Projet ANR-SCAMPEI.* Compte-rendu de fin de projet, 20 pages.

GACHON P. et DIBIKE Y., 2007 : Temperature change signals in northern Canada: convergence of statistical downscaling results using two driving GCMs. *International Journal of Climatology*, 27, 1623-1641.

GOYAL M. K. et OJHA C. S. P., 2011 : PLS regression-based pan evaporation and minimum-maximum temperature projections for an arid lake basin in India. *Theoretical and Applied Climatology*, 105, 403-415.

GOYAL M. K. et OJHA C. S. P., 2012 : Downscaling of surface temperature for lake catchment in an arid region in India using linear multiple regression and neural networks. *International Journal of Climatology*, 32, 552-566.

HENGL T., 2009 : *A pratical guide to geostatistical mapping*. Technical Research series report, Luxembourg, 293 pages.

HAYLOCK M. R., CAWLEY G. C., HARPHAM C., WILBY R. L. et GOODESS C. M., 2006 : Downscaling heavy precipitation over the United Kingdom: a comparison of dynamical and statistical methods and their future scenarios. *International Journal of Climatology*, 26, 1397-1415.

IPCC, 2007 : *Changements climatiques 2007*. : Rapport de Synthèse, 114 pages.

JOLY D., 1987 : *L'interpolation supervisée. Une méthode de traitement destinée à la cartographie automatique présentée à l'aide d'un exemple de climatologie*. Actes du Symposium intern. sur la topo-climatologie et ses applications, Liège (Belgique), mars 1985, 135-148.

JOLY D., BROSSARD T., CARDOT H., CAVAIHLES J., HILAL M. et WAVRESKY P., 2011 : Temperature interpolation based on local information: the example of France. *International Journal of Climatology*, 31, 2141-2153.

KHALILI M., NGUYEN V. T. V. et GACHON P., 2013 : A statistical approach to multi-site multivariate downscaling of daily extreme temperature series. *International Journal of Climatology*, 33, 15-32.

KHAN M. S., COULIBALY P. et DIBIKE Y., 2006 : Uncertainty analysis of statistical

downscaling methods. *Journal of Hydrology*, 319, 357-382.

LABORDE J.-P., 1984 : *Analyse des données et cartographie automatique en hydrologie. Eléments d'hydrologie lorraine.* Thèse de doctorat, Nancy, 484 pages.

LHOTELLIER R., 2005 : *Spatialisation des températures en zone de montagne alpine.* Thèse de doctorat, Grenoble 1, 352 pages.

LIU W., FU G., LIU C. et CHARLES S. P., 2012 : A comparison of three multi-site statistical downscaling models for daily rainfall in the North China Plain. *Theoretical and Applied Climatology*, 111, 585-600.

LIU Y. et FAN K., 2013 : A new statistical downscaling model for autumn precipitation in China. *International Journal of Climatology*, 33, 1321-1336.

LUTZ K., JACOBEIT J., PHILIPP A., SEUBERT S., KUNSTMANN H. et LAUX P., 2012 : Comparison and evaluation of statistical downscaling techniques for station-based precipitation in the Middle East. *International Journal of Climatology*, 32, 1579-1595.

MADELIN M., 2004 : *L'aléa gélif printanier dans le vignoble marnais en Champagne : Modélisation spatiale aux échelles fines des températures minimales et des écoulements de l'air.* Thèse de doctorat, Paris 7, 353 pages.

MULLAN D., FEALY R. et FAVIS-MORTLOCK D., 2012 : Developing site-specific future temperature scenarios for Northern Ireland: addressing key issues employing a statistical downscaling approach. *International Journal of Climatology*, 32, 2007-2019.

NOJAROV P., 2012 : Bulgarian mountains air temperatures and precipitation-statistical downscaling of global climate models and some projections. *Theoretical and Applied Climatology*, 110, 631-644.

SACHINDRA D. A., HUANG F., BARTON A. et PERERA B. J. C., 2013 : Least square support vector and multi-linear regression for statistically downscaling general circulation model outputs to catchment streamflows. *International Journal of Climatology*, 33, 1087-1106.

SOUVIGNET M., GAESE H., RIBBE L., KRETSCHMER N.et OYARZUN R., 2010 : Statistical downscaling of precipitation and temperature in north-central Chile: an assessment of possible climate change impacts in an arid Andean watershed. *Hydrological Sciences Journal*, 55(1), 41-57.

SOUVIGNET M., et HEINRICH J., 2011 : Statistical downscaling in the arid central Andes: uncertainty analysis of multi-model simulated temperature and precipitation. *Theoretical and Applied Climatology*, 106, 229-244.

VON STORCH H. 1995 : Inconsistencies at the interface of climate impact studies and global climate research. *Meteorologische Zeitschrift*, 4, 72-80.

VON STORCH H. 1999 : On the use of "inflation" in statistical downscaling. *Journal of Climate*, 12, 3505-3506.

WETTERHALL F., BARDOSSY A., CHEN D., HALLDIN S. et XU C.-Y., 2006 : Daily precipitation-downscaling techniques in three Chinese regions. *Water Resources Research*, 42, W114223.

WETTERHALL F., HALLDIN S. et XU C.-Y., 2007 : Seasonality properties of four statistical-downscaling methods in central Sweden. *Theoretical and Applied Climatology*, 87, 123-137.

WILBY R.L. et WIGLEY T. M. L., 2000 : Precipitation predictors for downscaling: observed

and general circulation model relationships. *International Journal of Climatology*, 20, 641-661.

WILBY R. L., CHARLES S. P., ZORITA E., TIMBAL B., WHETTON P. et MEARNS L. O., 2004 : *Guidelines for use of the climate scenarios developed from statistical downscaling methods*. Published on-line, supporting material to the Intergovernmental Panel on Climate Change, 27.

YIN C., LI Y., YE W., BORNMAN J-F. et YAN X., 2011 : Statistical downscaling of regional daily precipitation over southeast Australia based on self-organizing maps. *Theoretical and Applied Climatology*, 105, 11-26.