



HAL
open science

Variation d'estimation de température selon les échelles administratives

Didier Josselin, Matthieu Vignal, Nicolas Viaux, Delphine Blanke, Céline Lacaux

► **To cite this version:**

Didier Josselin, Matthieu Vignal, Nicolas Viaux, Delphine Blanke, Céline Lacaux. Variation d'estimation de température selon les échelles administratives. Conférence SAGEO 2023, Jul 2023, Laval (Québec), France. 14 p. hal-04351424

HAL Id: hal-04351424

<https://hal.science/hal-04351424v1>

Submitted on 18 Dec 2023

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.

Variation d'estimation de température selon les échelles administratives

Didier Josselin¹, Matthieu Vignal¹, Nicolas Viaux¹,
Delphine Blanke², Céline Lacaux²

1. UMR ESPACE, 74, rue Louis Pasteur, 84029 Avignon Cedex, France
didier.josselin@univ-avignon.fr

2. Laboratoire de Mathématiques d'Avignon, 74, rue Louis Pasteur, 84029
Avignon Cedex, France

RÉSUMÉ. Dans cet article, nous explorons l'effet du support spatial sur la mesure des températures de la région Provence Alpes Côte d'Azur selon deux semis de points : les stations météorologiques (au nombre de 142) et les points de la grille des modèles Aladin (soit plus de 6500 points). À partir de ces mesures, il peut être utile de restituer à une échelle agrégée, de la commune au département, l'information météorologique. À l'aide d'une méthode déjà appliquée à des données de diversité écologique et de transactions immobilières, visant à éliminer l'effet du support spatial, nous montrons que le canton semble être, dans la quasi-totalité des cas, l'échelle de restitution qui s'éloigne le plus d'une répartition aléatoire des températures, c'est à dire avec un maximum d'homogénéité par entité et d'hétérogénéité entre entités. Ces résultats sont discutés et la méthode est mise en perspective de généralisation.

ABSTRACT. In this article, nous study the effect of the spatial support on the temperature measurement in the French region of Provence Alpes Côte d'Azur, according to two different sets of data: 142 meteorological channels and more than 6500 points of the Aladin's model grid. Using these measures, it can be helpful to provide relevant meteorological information at a certain aggregated scale, from the municipality to the « department ». Thanks to a method already applied to (bio)diversity and land transactions purpose, aiming at removing the spatial support effect, we show that the scale of the « canton » seems, in most of the cases, the scale the farthest from the random distribution of temperatures, this partitioning being the spatial entities with a maximum of homogeneity in the entities, and the maximum of heterogeneity between entities. The results are discussed and generalized.

MOTS-CLÉS : support spatial, changement d'échelle, agrégation de données, modèles climatiques, stations de mesure météorologique, scalogramme

KEYWORDS: change of spatial support, rescaling, aggregated temperature estimation, climate projection models, weather channel, scalogram

1. Introduction

Projeter le réchauffement climatique (Houghton, 2016) débouche souvent par la production d'une donnée globale (Aspinal, 2012), dont la variation s'applique sur un territoire dont l'étendue est généralement approximative, voire inconnue. Pourtant une des manières de résister au changement climatique est de rechercher et d'exploiter les poches locales de micro-climats (Barry, Blanken, 2016) qui, en fonction de l'altitude, de l'exposition, du couvert végétal ou de tout autre caractéristique, permettront aux êtres de vivant de s'adapter (GIEC, 2022). Ces approches sont développées en agronomie ou en géographie, par exemple sur le suivi des terroirs viticoles (Parker *et al.*, 2020 ; Morin *et al.*, 2021)

Mais le support spatial utilisé pour découper l'espace n'est pas neutre et génère des problèmes méthodologiques (Joly *et al.*, 2007 ; Li, Heap, 2014 ; Josse- lin, 2019). Cela amène notamment aux paradoxes de Simpson (Simpson, 1951) et de Robinson (Robinson, 1950), aux questions de l'erreur (ou inférence) écologique (King, 1997), au problème du changement du support (King *et al.*, 2004), dans le contexte méthodologique plus général des méthodes d' « upscaling », « downscaling » (Kumar, Agarwal, 2020) et plus globalement de ré-échantillonnage ou « resampling » (MAUP en géographie (Openshaw, 1984 ; Louvet *et al.*, 2015)).

Pour obtenir des données climatiques à l'échelle régionale, nous disposons aujourd'hui d'un ensemble de modèles à l'échelle mondiale, et en particulier européenne. En France, deux types de sources sont accessibles : celles issues des stations météorologiques de Météo-France elles-mêmes, dont la localisation est historique mais qui ne couvre pas les territoires à densité égale, et les représentations maillées issues des modèles climatiques comme ALADIN, qui retranscrivent, sur une grille assez fine, des estimations à partir des relevés et des modèles physiques (cf. Figure 1). Les deux sources de données sont complémentaires et étudier leur usage à travers les échelles constitue deux points de vue croisés intéressants (Martin *et al.*, 2013).

L'objectif de l'article est d'étudier la relation entre des données statistiques climatiques et leurs échelles d'agrégation. Plus précisément, à l'aide d'une méthode de ré-échantillonnage spatial, nous mesurons l'éloignement des valeurs centrales de température au cas aléatoire (homogénéité), afin d'observer si certains découpages administratifs permettent une meilleure discrimination des hétérogénéités locales de température, et, en prolongement, une désagrégation fine et robuste des données climatiques (« downscaling »).

Administrativement, la région Provence-Alpes Côte d'Azur peut être découpée de plusieurs façons, en entités qui s'agrègent (peu ou prou) de la plus petite (la commune, « COM »), à la plus grande (le département, « DEP »), en passant par les cantons (petits agrégats de communes avec un chef-lieu, « CAN »), les structures intercommunales ou Établissements Publics de Coopération

Intercommunale (agrégation de communes à vocation de bassin de vie et de gestion, « EPC ») et les arrondissements (plus grandes entités regroupant des cantons, sous les départements, « ARR »). Chacun de ces découpages croise l'information source des relevés climatiques (ici les températures) à l'échelle des stations ou du modèle maillé (cf. Figure 1) avec des densités d'informations variables selon la source.

Après avoir présenté plus en détails les modèles et les données climatiques utilisées et leur emprise (§ 2), nous exposerons la méthode d'agrégation des températures à travers les échelles (§ 3). Nous expliquerons pourquoi nous réalisons des permutations pour éliminer l'effet du support spatial. La méthode se concentrera sur l'*Écart Relatif normalisé* de température, indiquant la partition spatiale la plus discriminante en termes d'estimation de température, après l'élimination de l'effet du support spatial. Les résultats sont présentés sous forme de « scalogrammes » et discutés (§ 4).

2. Description des données climatiques utilisées

Dans cet article, nous étudions les températures moyennes mensuelles minimales (« NORTNAV ») et maximales (« NORTXAV ») sur une période de 30 ans : 1976-2005. Ce corpus est stable du point de vue des modèles appliqués et nous disposons des valeurs mesurées dans les stations météorologiques et sur la grille Safran du modèle ALADIN de projection climatique. L'approche est largement transposable.

2.1. Stations de mesure

Les données des stations météorologiques proviennent de Météo-France¹. Au total, 142 stations sur l'ensemble de la zone d'étude ont été exploitées. Elles sont localisées dans des milieux aux caractéristiques topographiques et géographiques variées. Elles se caractérisent par la présence de données complètes et précises agrégées sur la période de référence pour les variables de température étudiées.

2.2. Modèles maillés

Le modèle ALADIN-Climat (Aire Limitée Adaptation dynamique Développement InterNational) du Centre National de Recherches Météorologiques (CNRM) est un modèle de circulation global et spectral à aire limitée d'une résolution spatiale initiale de 12 kilomètres. Le modèle ALADIN-Climat propose des données climatiques sur la période de référence, ainsi que sur des simulations du climat futur selon les scénarios établis par le GIEC. Dans le cadre de

1. <https://donneespubliques.meteofrance.fr>

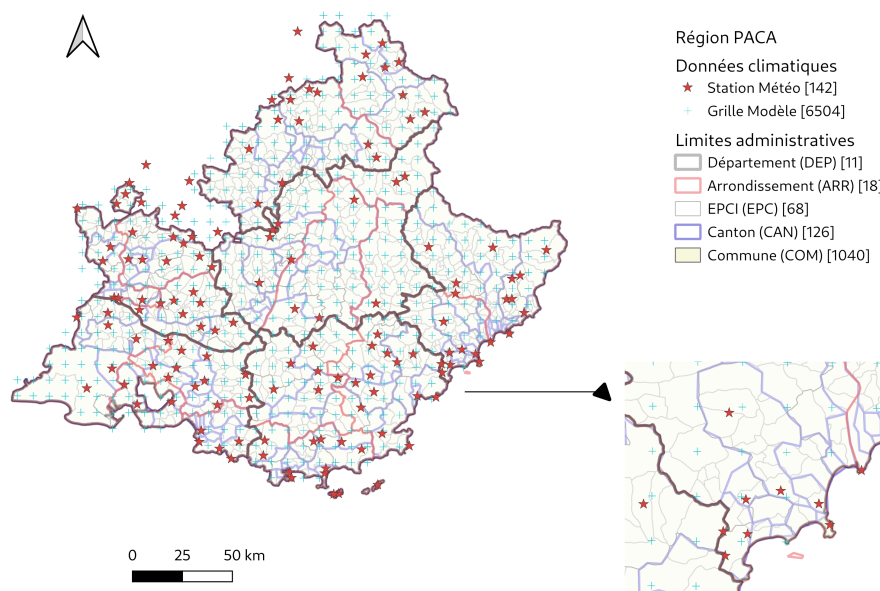


FIGURE 1. Localisation des stations météorologiques et des points maillés du modèle ALADIN-climat en région Provence Alpes Côte d’Azur (Sud de la France)

cette étude, deux sorties de ce modèle sur la période de référence ont été utilisées et la granularité spatiale a été abaissée à des mailles de 8km de côté. Les données ont été exportées sur l’ensemble de la zone d’étude, soit 6504 mailles de la grille du modèle ALADIN-Climat, depuis le site DRIAS-Climat².

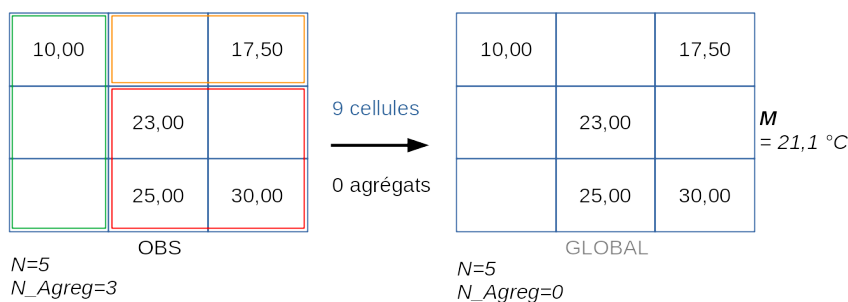
Dans la famille des modèles de climat du CNRM, ALADIN peut être vu comme la version à aire limitée du modèle global ARPEGE-Climat. Selon le CNRM³, l’intérêt principal des modèles régionaux de climat est de limiter le coût de calcul des simulations par rapport à des modèles de climat globaux de même résolution. Ils permettent d’explorer la représentation du climat et du changement climatique à plus fine échelle pour l’étude des forces et des

2. <http://www.drias-climat.fr>

3. <https://www.umr-cnrm.fr/spip.php?article125>

limites des modèles régionaux de climat, l'évaluation et l'amélioration de la représentation du climat moyen, la caractérisation et la compréhension des interactions aérosols-climat, l'étude et l'attribution des tendances passées, la caractérisation de l'évolution climatique au 21ème siècle aux échelles régionales et des incertitudes associées, les impacts régionaux du changement climatique sur les ressources hydrologiques.

Il ne s'agit ici aucunement de remettre en cause les résultats des modèles de projection du GIEC ou des organismes scientifiques associées à travers ces modèles. En revanche, dans un souci de restitution de l'information climatique à des échelles relativement fines pour des partitions administratives différant des sources de mesure, il convient de chercher à identifier l'impact potentiel des découpages sur la transcription de l'information climatique agrégée. C'est l'objet de cette proposition qui, d'une part, produit une information statistique sur les températures mensuelles minimales et maximales sur un période longue (30 ans) et d'autre part, via une procédure de permutations de Monte-Carlo, vise à extraire la valeur de la température, en éliminant l'effet du support spatial, à une échelle donnée.



Pas de ré-échantillonnage, on calcule la valeur sur la distribution de données observées sans partition

FIGURE 2. Agrégation simple des températures observées sans contrainte de découpage administratif

3. Mesures de température à l'échelle de différentes partitions administratives

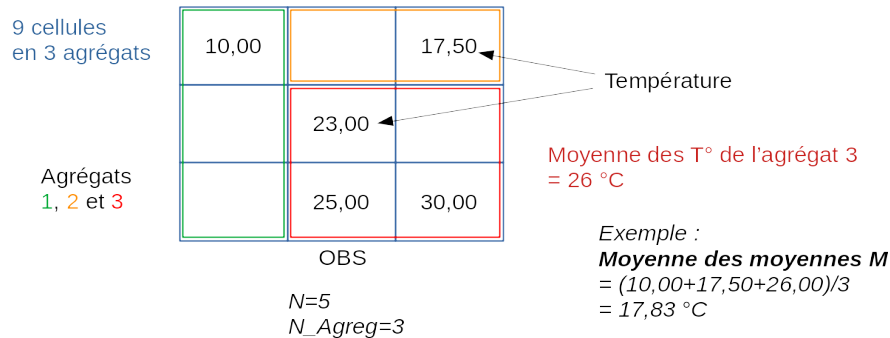
3.1. Principe de calcul : agrégation des mesures

La méthode que nous proposons (déjà publiée dans (Josselin *et al.*, 2008 ; 2009 ; Mahfoud *et al.*, 2007)) est aujourd'hui en phase de généralisation, via son application sur tout type de données géographiques. Pour cet article, elle associe la connaissance de la températures moyenne globale de l'ensemble des

relevés sur la zone, indépendamment de tout découpage territorial (cf Figure 2) et le processus d'agrégation des valeurs de températures mesurées ou produites par le modèle, ou, comme nous le verrons, redistribuées aléatoirement. Le calcul d'agrégation des valeurs de températures moyennes est globalisé sur l'ensemble de la région. Son principe est illustré de façon stylisée dans la figure 3).

Ainsi, l'on procède, pour une partition spatiale donnée, au calcul de :

- la moyenne des températures moyennes des agrégats (exemple : moyenne des températures minimales moyennes des points de la grille ALADIN par canton) ;
- la médiane des températures médianes des agrégats (exemple : médiane des températures médianes maximales des stations météorologiques de la région, par canton).



On calcule l'indicateur sur la distribution de données observées, sur chaque partition

FIGURE 3. Principe d'agrégation des données climatiques : on observe des valeurs de température localisées que l'on agrège à une échelle donnée

3.2. Ré-échantillonnage par permutations de Monte-Carlo

Pour pouvoir évaluer un ensemble de mesures de température sur le territoire, nous proposons de créer, en quelque sorte, un *tube-témoin a-géographique* avec lequel nous comparons nos observations spatialisées. Pour obtenir ce tube témoin, on procède à la suppression de toute auto-corrélation spatiale des températures, en effectuant une série importante de permutations spatiales aléatoires (1000⁴) sur nos deux corpus de données (stations météorologiques et grille du modèle ALADIN). Pour ce faire, on ne modifie pas la localisation

4. 1000 permutations permettent aisément, pour l'estimation du moment d'ordre 1, de converger vers l'espérance mathématique dans le cadre du théorème central limite.

géographique des mesures sur aucune des deux sources (stations météo *vs* modèle ALADIN). On ne fait que les inter-changer sur le même semis de points (cf. Figure 4). La procédure est proche des classiques indices d'autocorrélation spatiale de Moran (Salima, De Bellefon, 2010) (quadrants ou diagrammes de Moran avec distribution aléatoire simulée).

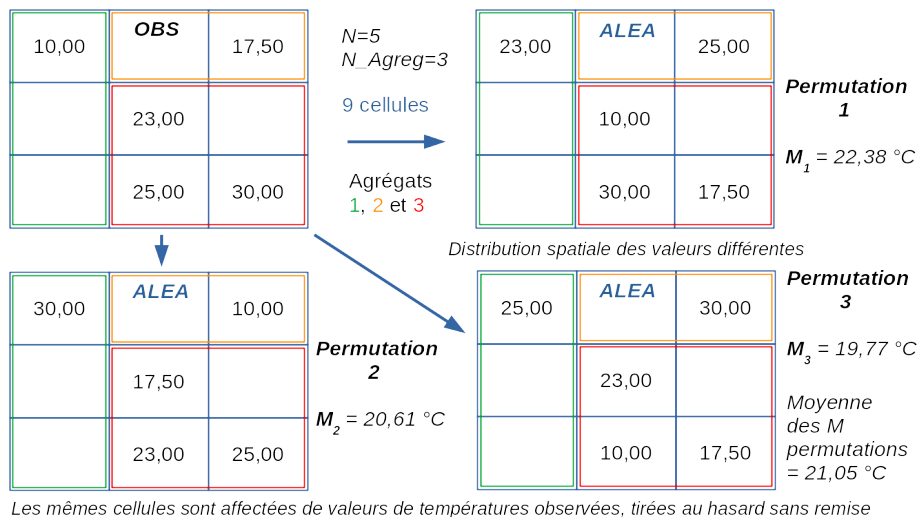


FIGURE 4. Permutations des valeurs de température et re-calcule des valeurs agrégées

3.3. Écart Relatif standardisé

Une fois la procédure de permutation appliquée, nous disposons alors de deux types de données :

- les données observées réellement, sur la grille ALADIN ou dans les stations météorologiques (« OBS »),
- les données permutées (aléatoires), 1000 fois plus nombreuses, qui ont perdu définitivement leur caractère géographique et leur auto-corrélation spatiale (« ALÉA »).

C'est alors que nous appliquons la procédure d'agrégation sur ces deux ensembles de températures, avec la même série de partitions spatiales (c'est à dire ici de découpages administratifs), nous permettant de croiser, dans un nuage de points appelé « scalogramme » les valeurs moyennes ou médianes des températures annuelles ou mensuelles (maximales, minimales) en fonction des échelles.

La comparaison des deux séries de températures (spatialisées *vs* « randomisées ») à travers les échelles nous indique l'écart entre l'observation (« OBS ») et le tube-témoin a-géographique constitué par les données permutées aléatoirement (« ALÉA »). Les partitions spatiales utilisées lors du processus d'agrégation des températures étant strictement similaires, la différence des valeurs agrégées des températures donne une idée, à une échelle donnée, du caractère aléatoire ou au contraire, géographique, de leur répartition. Elle permet également d'éliminer l'effet du support spatial, présent dans les deux types de données traitées (observées ou simulées avec l'aléa). La variation de la valeur observée de la température peut en effet être expliquée par deux grandes composantes : le support spatial lui-même et la valeur intrinsèque mesurée, indépendante du support.

Rapportée à la valeur aléatoire de référence, la différence entre observation et aléa devient l'Écart Relatif normalisé ($ER(\%)$, « ÉCART ») et identifie, selon les échelles, l'éloignement de la distribution des températures (T_{obs}) par rapport à leur répartition aléatoire ($T_{aléa}$).

$$ER(\%) = 100 * \frac{|T_{obs} - T_{aléa}|}{T_{aléa}}.$$

En synthèse, si l'on conserve pour l'observation comme pour la redistribution aléatoire des valeurs de température :

- les mêmes découpages selon les échelles,
- les mêmes méthodes statistiques d'agrégation,
- la même série de données observées (même distribution statistique),
- les mêmes localisations des points de mesures (les permutations n'agissant que sur la localisation des valeurs de température),

cela signifie qu'en soustrayant aux valeurs calculées avec les observations les valeurs « randomisées », c'est à dire redistribuées par permutation, on élimine l'effet du support (celui-ci jouant son rôle dans les deux cas), ne conservant que la valeur de la température réellement portée par la *géographie*. En divisant cette différence par les valeurs du cas aléatoire, on standardise la mesure, la rendant comparable selon les variables considérées (dans notre cas, les types de températures, recensées sur les stations de mesure ou estimées sur les mailles des modèles climatiques).

4. Résultats

Les résultats sont donnés selon les deux types de sources de données, en associant les deux valeurs centrales que sont la moyenne et la médiane des températures minimales et maximales. À des fins de comparaison et compte tenu des formats des données utilisées, nous avons considéré les cumuls à deux granularités temporelles : l'année et le mois, selon les cas.

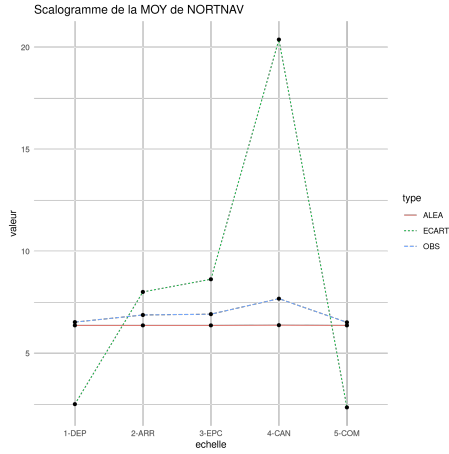


FIGURE 5. Moyenne des températures minimales annuelles (stations) avec Écart Relatif

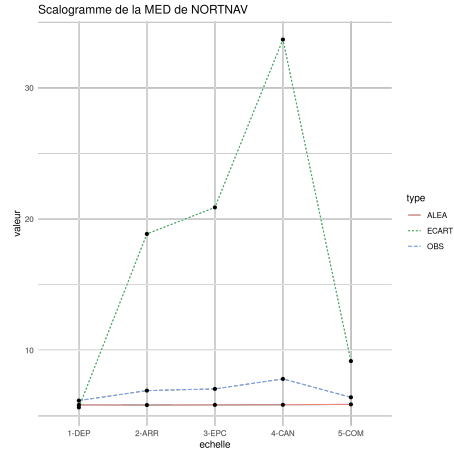


FIGURE 6. Médiane des températures minimales annuelles (stations) avec Écart Relatif

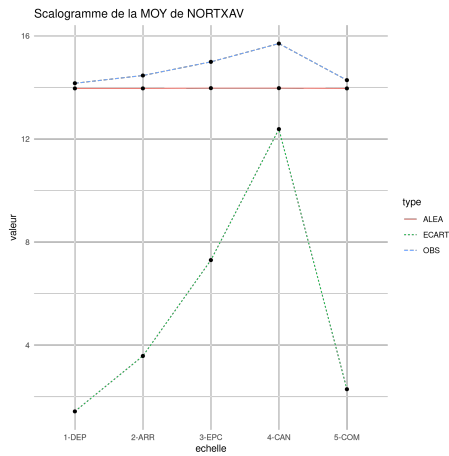


FIGURE 7. Moyenne des températures maximales annuelles (stations) avec Écart Relatif

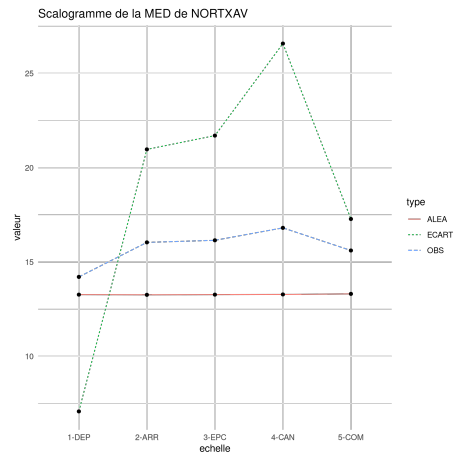


FIGURE 8. Médiane des températures maximales annuelles (stations) avec Écart Relatif

4.1. Résultats des mesures sur les stations météorologiques

Ce qui est intéressant sur les figures 5, 6, 7 et 8 est le pic commun avec les deux métriques que sont la moyenne et la médiane, même si les valeurs d'Écart

Relatif (courbe verte) varie de 12 à 35% environ. Quelle que soit la donnée de température considérée (minimale ou maximale), le canton est l'échelle pour laquelle la restitution de la température est la plus contrastée spatialement, car éloignée d'une répartition aléatoire. Les autres échelles ne montrent pas de particularités très nettes. Cela doit être bien entendu considéré en regard du semis de stations météorologiques.

4.2. Résultats des mesures à partir de la grille du modèle ALADIN-Climat

En passant à un semis de mesure régulier sur la grille ALADIN, pour les températures minimales mensuelles de janvier (cf. Figures 9 et 10) ou d'octobre (cf. Figures 11 et 12), nous obtenons des formes de la courbe d'Écart Relatif relativement similaires aux précédentes (excepté pour la moyenne des températures minimales de janvier, avec un point saillant au niveau des EPCI).

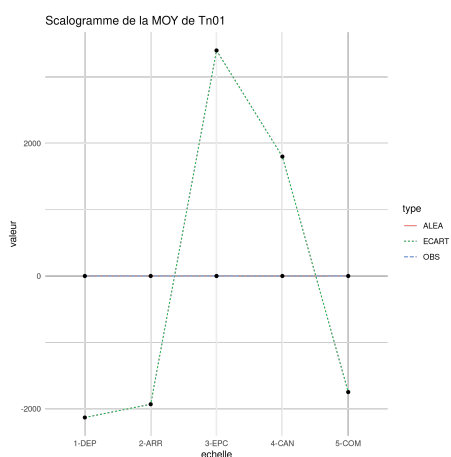


FIGURE 9. Moyenne des températures minimales mensuelles de janvier (ALADIN) avec Écart Relatif

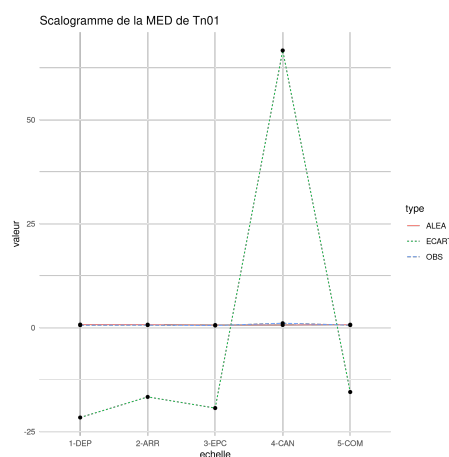


FIGURE 10. Médiane des températures minimales mensuelles de janvier (ALADIN) avec Écart Relatif

En revanche, on note une chute des pics au niveau de l'échelle du canton, pour les températures maximales mensuelles d'avril (cf. Figures 13 et 14) et de juillet (cf. Figures 15 et 16). Ces différences montrent que pour certaines séries de valeurs, les niveaux d'échelle sont peu discriminants pour restituer les températures en question. Elles corroborent la généralisation et l'uniformisation de l'augmentation des températures et ce, quel que soit le découpage considéré.

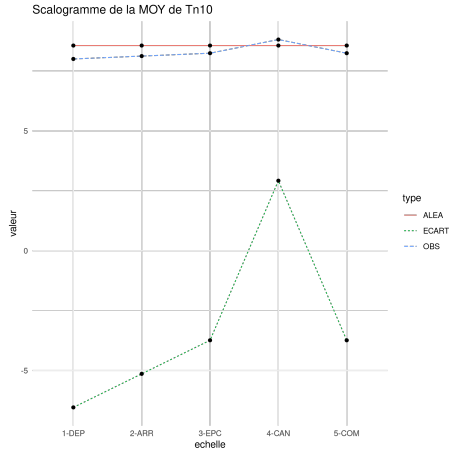


FIGURE 11. Moyenne des températures minimales mensuelles d'octobre (ALADIN) avec Écart Relatif

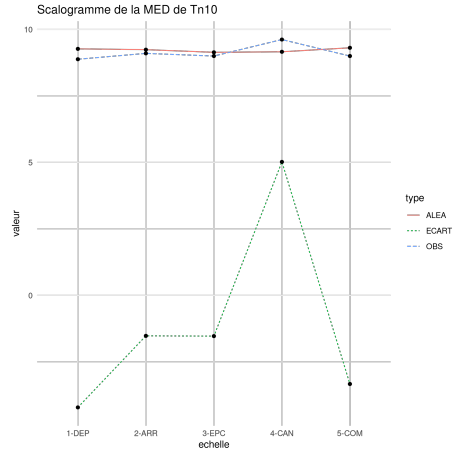


FIGURE 12. Médiane des températures minimales mensuelles d'octobre (ALADIN) avec Écart Relatif

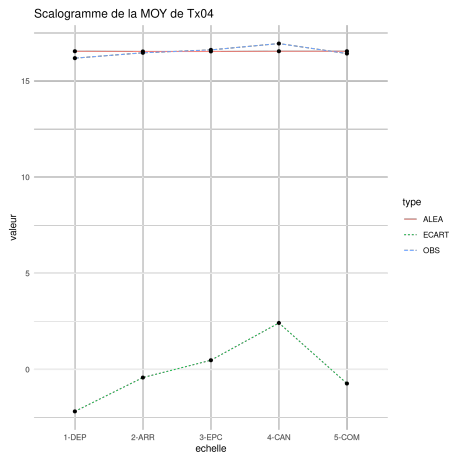


FIGURE 13. Moyenne des températures maximales mensuelles d'avril (ALADIN) avec Écart Relatif

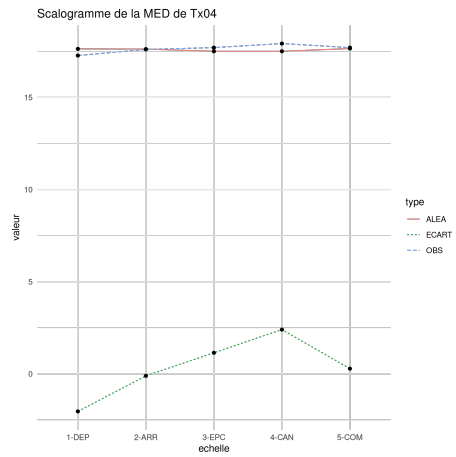


FIGURE 14. Médiane des températures maximales mensuelles d'avril (ALADIN) avec Écart Relatif

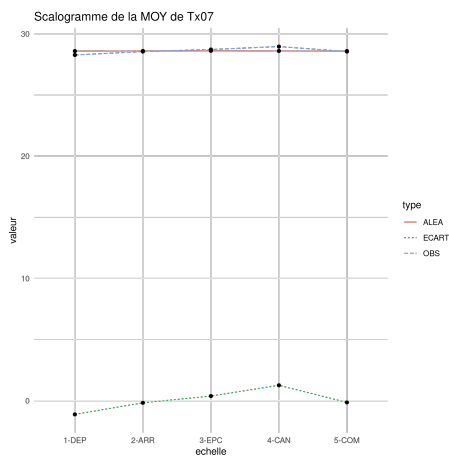


FIGURE 15. Moyenne des températures maximales mensuelles de juillet (ALADIN) avec Écart Relatif

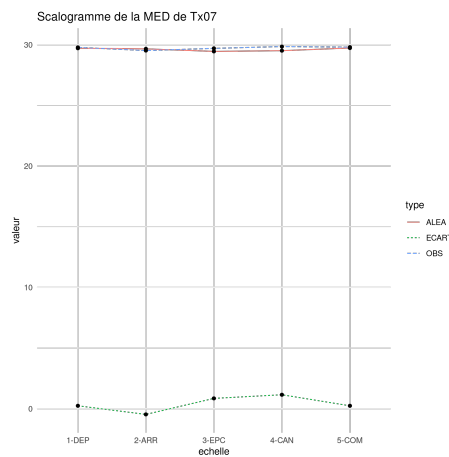


FIGURE 16. Médiane des températures maximales mensuelles de juillet (ALADIN) avec Écart Relatif

Conclusion et discussion

On constate d'une part une certaine convergence dans les pics d'Écart Relatif à l'échelle du canton. Cela nous renseigne sur le fait, qu'en région française Provence Alpes Côte d'Azur, avec des sources de données différentes, il semble que l'échelle dont les entités concentrent le plus de valeurs de température homogène (et différentes entre les entités) soit le canton. Il n'y a *a priori* pas de raison géographique directe, mais, parmi les découpages proposés, c'est celui qui met le mieux en évidence les différences locales, avec une augmentation sensible des valeurs centrales agrégées. Une hypothèse réside dans la possible relation morphologique entre cantons et bassins physiques. D'autres résultats récents (sous presse) sur les mutations immobilières montrent que c'est la commune qui cette fois est la plus discriminante statistiquement.

Au-delà de ces résultats, c'est bien l'Écart Relatif qui est un indicateur pertinent pour savoir quelle est l'échelle la plus appropriée que l'on doit considérer selon notre objectif :

- quand ER est proche de 0, il n'y a aucun intérêt à utiliser un partitionnement spatial et agréger l'information, la valeur moyenne globale suffit,
- quand ER a une valeur significativement positive, cela suggère que pour cette échelle, les valeurs ne sont pas aléatoires et que les fournir à l'entité du découpage en question est utile, voire nécessaire.

La méthodologie proposée, appliquée aujourd'hui à plusieurs types de données, doit être généralisée géographiquement, en particulier pour la désagrégation des données climatologiques. Ces travaux sont actuellement mis en relation avec les approches, citées en introduction, de « downscaling » basées sur des méthodes statistiques régressives à échelle fine, sensibles notamment à la densité et à la répartition des semis de capteurs au regard de la taille de vallées des territoires étudiés (cas notamment de la région Provence Alpes Côte d'Azur).

Bibliographie

- Aspinal R. (Ed.). (2012). *Geography of climate change*. Routledge, Taylor & Francis.
- Barry R. G., Blenkinsop P. D. (Eds.). (2016). *Microclimate and local climate*. Cambridge University Press.
- GIEC (Ed.). (2022). *Changements climatiques 2013 les éléments scientifiques - contribution du groupe de travail I au cinquième rapport d'évaluation du groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat - résumé à l'intention des décideurs*. OMM, PNUE.
- Houghton J. (Ed.). (2016). *Le réchauffement climatique. un état des lieux complet*. Planète en jeu, De Boeck.
- Joly D., Brossard T., Cardot H., J., Hilal M., Wavreski P. (2007). Densité des points de mesure, types et limites des modèles d'interpolation. In *Journées de Climatologie, Climat et société : Mesures et modèles*, p. 49-65. Grenoble, 22-23 mars 2007.
- Josselin D. (2019). Impact of the Scale on Several Metrics Used in Geographical Object-Based Image Analysis: Does GEOBIA Mitigate the Modifiable Areal Unit Problem (MAUP)? *ISPRS International Journal of Geo-Information*, vol. 8, n° 3, p. 156.
- Josselin D., Mahfoud I., Fady B. (2008). Impact of a change of support on the assessment of biodiversity with shannon entropy. In *Spatial Data Handling, SDH'2008*, p. 109-131. Montpellier, June, 23-25.
- Josselin D., Mahfoud I., Fady B. (2009). Analyse exploratoire des effets de support spatial et de robustesse statistique sur la fiabilité de la mesure de la (bio)diversité. *Photo-interprétation / European Journal of Applied Remote Sensing*, vol. 45, p. 3-11;35-41.
- King G. (1997). *A solution to the ecological inference problem. reconstructing individual behaviour from aggregate data*. Princeton University Press.
- King G., Rosen O., Tanner A. M. (Eds.). (2004). *Ecological inference. new methodological strategies*. Cambridge University Press.
- Kumar A. P. V., Agarwal S. (Eds.). (2020). *Statistical downscaling of climatic parameters. forecasting regional scale rainfall and temperature using statistical downscaling model under various climatic scenarios*. Lambert Academic Publisher.
- Li J., Heap A. D. (2014). Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences : A review. *Environmental Modeling Software*, vol. 53, p. 173-189.

- Louvet R., Josselin D., Genre-Grandpierre C., Aryal J. (2015). Impact du changement d'échelle sur l'étude des causes des feux de forêts du sud-est de la France. In *Actes de la 11ème conférence internationale annuelle Spatial Analysis and GEomatics, SAGEO 2015, Hammamet, Tunisia, November 23th, 2015.*, p. 254-268. Consulté sur <http://ceur-ws.org/Vol-1535/paper-18.pdf>
- Mahfoud I., Josselin D., Fady B. (2007). Sensibilité des indices de diversité à l'agrégation. *Revue Internationale de Géomatique*, vol. 3-4, p. 293-308.
- Martin N., Carrega P., Adnes C. (2013). Downscaling à fine résolution spatiale des températures actuelles et futures par modélisation statistique des sorties ALADIN-Climat sur les Alpes-Martimes (France). *Climatologie*, vol. 10, p. 51-72.
- Morin G., Le Roux R., Lemasle P.-G., Quénot H. (2021). Mapping bioclimatic indices by downscaling modis land surface temperature: Case study of the saint-emilion area. *Remote Sensing*, vol. 13, 4.
- Openshaw S. (1984). *The modifiable areal unit problem*. Norwich: Geo Books, CAT-MOG 38.
- Parker A. K., Cortázar-Atauri I. García de, Trought . D. A., Michael C.T., Agnew R., Andrew S., Leeuwen C. van. (2020). Adaptation to climate change by determining grapevine cultivar differences using temperature-based phenology models. *Oeno-One*, vol. 4, p. 955-974.
- Robinson W. (1950). Ecological correlations and the behaviour of individuals. *American Sociological Review*, vol. 15, p. 351-357.
- Salima B. A., De Bellefon M.-P. (2010). *Indices d'autocorrélation spatiale*. Rapport technique. INSEE. Consulté sur <https://www.insee.fr/fr/statistiques/fichier/3635442/imet131-g-chapitre-3.pdf>
- Simpson E. (1951). The interpretation of interaction in contingency tables. *Journal of the Royal Statistical Society - Series B (Methodological)*, vol. 13-2, p. 238-241.