

## **Modélisation des précipitations à travers la barrière topographique des Vosges**

**Auteur** : Marot, Loïck

**Promoteur(s)** : Meersmans, Jeroen; Fettweis, Xavier

**Faculté** : Gembloux Agro-Bio Tech (GxABT)

**Diplôme** : Master en bioingénieur : sciences et technologies de l'environnement, à finalité spécialisée

**Année académique** : 2021-2022

**URI/URL** : <http://hdl.handle.net/2268.2/14909>

---

### *Avertissement à l'attention des usagers :*

*Tous les documents placés en accès ouvert sur le site le site MatheO sont protégés par le droit d'auteur. Conformément aux principes énoncés par la "Budapest Open Access Initiative"(BOAI, 2002), l'utilisateur du site peut lire, télécharger, copier, transmettre, imprimer, chercher ou faire un lien vers le texte intégral de ces documents, les disséquer pour les indexer, s'en servir de données pour un logiciel, ou s'en servir à toute autre fin légale (ou prévue par la réglementation relative au droit d'auteur). Toute utilisation du document à des fins commerciales est strictement interdite.*

*Par ailleurs, l'utilisateur s'engage à respecter les droits moraux de l'auteur, principalement le droit à l'intégrité de l'oeuvre et le droit de paternité et ce dans toute utilisation que l'utilisateur entreprend. Ainsi, à titre d'exemple, lorsqu'il reproduira un document par extrait ou dans son intégralité, l'utilisateur citera de manière complète les sources telles que mentionnées ci-dessus. Toute utilisation non explicitement autorisée ci-avant (telle que par exemple, la modification du document ou son résumé) nécessite l'autorisation préalable et expresse des auteurs ou de leurs ayants droit.*

---

# MODÉLISATION DES PRÉCIPITATIONS À TRAVERS LA BARRIÈRE TOPOGRAPHIQUE DES VOSGES

MAROT Loïck

TRAVAIL DE FIN D'ÉTUDES PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE MASTER  
BIOINGÉNIEUR EN SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE L'ENVIRONNEMENT

ANNÉE ACADÉMIQUE 2021-2022

CO-PROMOTEURS : MEERSMANS JEROEN & FETTWEIS XAVIER

© Toute reproduction du présent document, par quelque procédé que ce soit, ne peut être réalisée qu'avec l'autorisation de l'auteur et de l'autorité académique de Gembloux Agro-Bio Tech.

Le présent document n'engage que son auteur.



**LIÈGE université**  
**Gembloux**  
**Agro-Bio Tech**

# MODÉLISATION DES PRÉCIPITATIONS À TRAVERS LA BARRIÈRE TOPOGRAPHIQUE DES VOSGES

MAROT Loïck

TRAVAIL DE FIN D'ÉTUDES PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE MASTER  
BIOINGÉNIEUR EN SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE L'ENVIRONNEMENT

ANNÉE ACADÉMIQUE 2021-2022

CO-PROMOTEURS : MEERSMANS JEROEN & FETTWEIS XAVIER

Ce travail de fin d'études a été réalisé à la faculté de Gembloux Agro-Bio Tech de l'Université de Liège, dans le département Échanges Eau-Sol-Plantes.

Les symboles utilisés sont ceux du système international et les unités sont précisées dans les paragraphes concernés.

---

Je souhaite tout d'abord remercier mes deux co-promoteurs, Jeroen Meersmans et Xavier Fettweis, pour leur disponibilité tout au long de la réalisation de ce travail. Je les remercie également pour leurs précieux conseils.

Un remerciement tout particulier à Patrice Paul de l'Université de Strasbourg qui a fourni une majeure partie des données nécessaires à cette étude.

Je souhaite finalement remercier mon collègue Nicolas Viatour avec qui j'ai pu échanger et réfléchir sur la méthodologie utilisée et les résultats obtenus.

## Résumé

Les précipitations sont une variable importante dans de nombreux domaines agro-environnementaux. L'obtention de cartes de précipitations exactes n'est pas aisée surtout dans les régions au relief accidenté ou montagneuses. En effet, il est nécessaire de réaliser une interpolation des données à partir de mesures enregistrées le plus souvent par les stations pluviométriques. Les algorithmes d'interpolation couramment utilisés comme le krigeage et la pondération inverse à la distance peuvent être une solution envisagée pour obtenir une valeur de précipitation en tout point. L'approche développée dans cette étude se base sur l'article de MEERSMANS & al. (2016) qui est appliquée au massif vosgien. Le calcul des précipitations est réalisé via deux variables : l'altitude et la déviation de la pente dans la direction de la circulation météorologique dominante. Une procédure de rééchantillonnage et de lissage est également envisagée pour déterminer l'échelle spatiale à laquelle les variables donnent les meilleurs résultats. Les différentes résolutions des variables résultant des prétraitements sont incluses dans des régressions linéaires. Les modélisations sont réalisées pour les précipitations annuelles et saisonnières, en vue d'étudier si la combinaison des valeurs calculées pour les 4 saisons permet une cartographie plus exacte des précipitations. Leurs performances sont évaluées via leur coefficient de détermination. Les résultats sont encourageants, avec des  $R^2$  compris entre 0,85 et 0,91. Malgré cela, une grande variabilité parmi les meilleurs résultats est remarquée pour les niveaux d'agrégation des variables et pour la direction dominante. Les cartes de précipitations finales ont été comparées et la variabilité entre les modèles ne mène pas à des incohérences. Ces cartes sont également comparées avec une approche par krigeage et avec un modèle atmosphérique régional. L'approche développée dans cette étude permet une cartographie satisfaisante des précipitations dans les Vosges malgré une forte variabilité entre les résultats.

*Précipitations – Interpolation – Barrière topographie – Exposition – Saisonnalité – Vosges – Ombre pluviométrique – Effet foehn – Altitude*

## Abstract

Precipitation is an important variable in many agri-environmental areas. Obtaining accurate precipitation maps is not easy, especially in regions with rugged or mountainous terrain. Indeed, it is necessary to interpolate data from measurements recorded mostly by rainfall stations. Commonly used interpolation algorithms such as kriging and inverse distance weighting can be considered as a solution to obtain a precipitation value at any point. The approach developed in this study is based on the article by MEERSMANS & al. (2016) which is applied to the Vosges Mountains. The calculation of precipitation is performed via two variables : the altitude and the deviation of the orientation of the slope to the direction of the dominant weather circulation. A resampling and smoothing procedure is also considered to determine the spatial scale at which the variables give the best results. The different resolutions of the variables resulting from the pretreatments are included in linear regressions. The models are performed for annual and seasonal precipitation, in order to study if the combination of the calculated values for the 4 seasons allows a more accurate mapping of the precipitation. Their performance is evaluated via their coefficient of determination. The results are encouraging, with  $R^2$  values between 0.85 and 0.91. Despite this, a large variability among the best results is noticed for the aggregation levels of the variables and for the dominant direction. The final precipitation maps were compared and the variability between the models does not lead to inconsistencies. These maps are also compared with a kriging approach and with a regional atmospheric model. The approach developed in this study allows a satisfactory mapping of precipitation in the Vosges despite a strong variability between the results.

*Precipitation – Interpolation – Topography barrier – Aspect – Seasonality – Vosges – Rain shadow – Foehn effect – Altitude*

**Table des matières**

<b>1</b>	<b>Introduction et état de l'art</b>	<b>6</b>
1.1	Contexte de l'étude . . . . .	6
1.2	Estimation des précipitations . . . . .	7
1.3	Objectifs de l'étude . . . . .	11
<b>2</b>	<b>Matériel et méthodes</b>	<b>12</b>
2.1	Zone géographique . . . . .	12
2.2	Données topographiques et climatiques . . . . .	13
2.3	Prétraitements des variables . . . . .	14
2.4	Modèle de précipitations et analyses . . . . .	16
2.5	Validation croisée et comparaison avec d'autres approches . . . . .	17
<b>3</b>	<b>Résultats et discussion</b>	<b>18</b>
3.1	Lissage des variables . . . . .	18
3.2	Performances des modèles . . . . .	21
3.2.1	Modèle simple . . . . .	21
3.2.2	Modèle complet avec 112 stations . . . . .	22
3.2.3	Modèle complet avec 61 stations . . . . .	26
3.2.4	Mesure de la variabilité entre les modèles . . . . .	30
3.2.5	Analyse des directions dominantes . . . . .	34
3.2.6	Mesure de la variabilité entre les couches finales . . . . .	35
3.3	Validation croisée et comparaison avec un krigeage . . . . .	36
3.4	Comparaison des modèles avec le MAR . . . . .	38
<b>4</b>	<b>Conclusion et perspectives</b>	<b>43</b>
<b>5</b>	<b>Bibliographie</b>	<b>45</b>
<b>6</b>	<b>Annexes</b>	<b>48</b>

**Table des figures**

1	Localisation et modèle numérique de terrain de la zone . . . . .	12
2	Organigramme des étapes de la méthodologie . . . . .	17
3	Exemple d'agrégation et de lissage pour le MNT . . . . .	18
4	Exemple d'exposition et de déviation de l'orientation de la pente dans la direction d'une circulation dominante de 270° (Ouest) . . . . .	19
5	RMSE des variables du modèle en fonction de 8 niveaux d'agrégation . . . . .	20
6	Carte des précipitations pour le modèle avec 112 stations . . . . .	25
7	Carte des précipitations pour le modèle avec 61 stations . . . . .	29
8	Semivariogramme de l'interpolation par krigeage ordinaire . . . . .	36
9	Cartographies des précipitations pour le modèle annuel sur 61 stations et l'interpolation par krigeage . . . . .	37
10	Box plots des RMSE pour le modèle sur 61 stations et l'interpolation par krigeage . . . . .	38
11	Distribution des erreurs relatives des downscalings statistique et physique pour une modélisation annuelle . . . . .	39
12	Modèle numérique de terrain et erreurs relatives des downscalings statistique et physique . . . . .	41
13	Carte des différences de précipitations estimées entre le downscaling statistique et le MAR . . . . .	42
14	Comparaison des deux techniques de lissage pour la variable DEV 270° . . . . .	52
15	Modèle numérique de terrain avec la localisation des 61 stations du massif . . . . .	52
16	Cartes des précipitations et des erreurs relatives pour l'hiver . . . . .	53
17	Cartes des précipitations et des erreurs relatives pour le printemps . . . . .	54
18	Cartes des précipitations et des erreurs relatives pour l'été . . . . .	55
19	Cartes des précipitations et des erreurs relatives pour l'automne . . . . .	56



**Liste des tableaux**

1	Résultats des 10 meilleures régressions pour les précipitations totales et saisonnières pour le modèle basé sur l'altitude . . . . .	22
2	Résultats des 10 meilleures régressions pour les précipitations totales et saisonnières pour le modèle complet avec 112 stations . . . . .	23
3	Résultats des 10 meilleures régressions pour les précipitations totales et saisonnières pour le modèle complet avec 61 stations . . . . .	27
4	Paramètres statistiques pour les meilleures régressions sur 112 et 61 stations . . . . .	31
5	Occurrences des directions dominantes dans les 1000 premiers résultats des différentes modélisations . . . . .	31
6	Occurrences des niveaux d'agrégation dans les 1000 premiers résultats pour la variable $ALT_1$ .	32
7	Occurrences des niveaux d'agrégation dans les 1000 premiers résultats pour la variable $ALT_2$ .	33
8	Occurrences des niveaux d'agrégation dans les 1000 premiers résultats pour la variable $DEV$ .	33
9	Paramètres statistiques des downscalings statistique et physique . . . . .	38
10	Caractéristiques des stations sélectionnées . . . . .	48
11	Cumuls moyens en millimètres pour les précipitations annuelles et saisonnières . . . . .	50
12	Erreurs relatives des downscalings statistique et physique par rapport aux données des stations pluviométriques . . . . .	57

## 1 Introduction et état de l'art

### 1.1 Contexte de l'étude

Les précipitations interviennent dans de nombreux modèles agro-environnementaux. Leur modélisation la plus précise possible est une nécessité. L'augmentation de la précision de leurs observations et de leurs mesures, tant au sol qu'au niveau des données satellitaires, permet de meilleures prévisions et des améliorations dans les modèles météorologiques et climatiques (MICHAELIDES & al., 2009). L'agrégation de données venant de plusieurs sources permet la création de produits météorologiques plus sophistiqués, à une échelle régionale ou globale (MICHAELIDES & al., 2009).

Les estimations fiables des précipitations jouent un rôle à des échelles régionales pour définir les plans d'action dans les années à venir au vu du changement climatique et des modifications des régimes de précipitation dans certaines régions (SAROJINI & al., 2016; TAN & al., 2020). Elles interviennent également pour la gestion des ressources en eau, les scénarios hydrologiques futurs, les inondations et l'agriculture. Le dérèglement climatique va également causer des changements profonds dans la saisonnalité des précipitations et avoir un impact significatif sur les écosystèmes et le bien-être des populations humaines (TAN & al., 2020). L'évaluation de la résilience des écosystèmes et des systèmes agricoles est un enjeu majeur vu la variabilité extrême des fréquences de précipitation dans certaines régions (ROQUE-MALO & KUMAR, 2017).

Il existe une multitude de sources de données relative aux précipitations. La comparaison de différents jeux de données de mesure tels que les pluviomètres, les données satellitaires et les réanalyses de données montre qu'il est difficile de représenter fidèlement les événements pluvieux. En effet, chacun des produits météorologiques possède des avantages et des inconvénients sur la spatialisation, le calcul des volumes totaux, les distributions et la temporalité des précipitations (SUN & al., 2018; PEÑA-GUERRERO & al., 2022). Il existe parfois des différences de 300 mm entre les produits sur base des estimations annuelles. L'amélioration de la fiabilité pourrait passer par une augmentation du nombre de stations pluviométriques de surface ainsi que par l'installation de matériel permettant une meilleure résolution temporelle (SUN & al., 2018). Les données extrêmes peuvent également être lissées lors de l'interpolation entre stations (surtout si elles sont fort éloignées) et fausser les tendances à long terme. Il est à noter que les incohérences relevées entre les différentes sources ne permettent pas d'avoir une validation complète des modèles climatiques utilisés (SUN & al., 2018).

Il est également difficile de savoir si les précipitations calculées par des modèles représentent objectivement les précipitations réelles, surtout dans les régions montagneuses où les stations de mesures sont moins nombreuses et plus éloignées (DERIN & YILMAZ, 2014; SUN & al., 2018; PEÑA-GUERRERO & al., 2022). Les masses d'air océaniques et le relief accidenté sont des éléments qui compliquent l'estimation des précipitations par rapport aux régions avec des circulations atmosphériques régulières (VICENTE-SERRANO & al., 2003). Un facteur important est le choix du modèle utilisé en fonction des applications locales au vu des fortes hétérogénéités existantes entre les jeux de données (PEÑA-GUERRERO & al., 2022).

Le développement des produits satellitaires permet d'avoir une première estimation pour des régions isolées du globe ou avec un réseau de stations clairsemé. Ces méthodes sont en constante évolution et il est recommandé de réaliser une évaluation du site pour choisir le produit le plus adapté à la situation (ZAMBRANO-BIGIARINI & al., 2017). Une étude de DERIN & YILMAZ (2014) sur un relief topographique complexe (Ouest de la Mer Noire en Turquie) compare plusieurs produits satellitaires. Les différences sont principalement liées aux capteurs des satellites. Des améliorations pourraient être apportées via une meilleure calibration des instruments de mesure à bord du satellite ou la combinaison des données satellitaires avec d'autres sources telles que les pluviomètres, les modèles régionaux et les radars météorologiques (WARD & al., 2011; DERIN & YILMAZ, 2014). Les défis sont alors de créer des algorithmes performants pour rassembler les données et évaluer leurs erreurs (DERIN & YILMAZ, 2014).

Les activités anthropiques et la pollution qui en découle peuvent aussi modifier le régime de précipitation. En effet, les aérosols présents dans l'air ont un impact sur les précipitations orographiques. Ceux-ci vont, dans la majorité des situations, réduire les quantités précipitées sur le versant au vent (*windward*) de la barrière topographique et augmenter les précipitations sur le versant sous le vent (*leeward*) (CHOUDHURY & al., 2019). La hauteur et la largeur de la montagne vont grandement influencer l'amplitude du phénomène. La position de la montagne par rapport aux villes peut également avoir un impact : l'effet est amplifié si elle est soumise aux vents provenant des centres urbains et chargés de particules (CHOUDHURY & al., 2019). Il faut tout de même rester prudents avec ces résultats car ils sont issus de peu d'observations et les échelles temporelle et spatiale considérées sont assez limitées.

Il est important de garder à l'esprit que les mesures de surface peuvent également être soumises à des erreurs. Par exemple, les zones de haute altitude dans l'Ouest des États-Unis (Montagnes Rocheuses) montrent des écarts allant jusqu'à 200 mm/an et 60 % de différence entre les modèles (HENN & al., 2018). Ces écarts élevés peuvent être dus à des biais. Une comparaison entre les débits enregistrés pour un bassin versant par rapport aux quantités précipitées enregistrées par les pluviomètres a montré que les pluies mesurées n'étaient pas suffisantes pour créer les débits constatés (HENN & al., 2018). Une erreur de mesure est donc présente. Elle montre que l'incertitude dans cette région est la conséquence d'un biais systématique et que ce biais peut être plus grand que les différences relatives entre les modèles analysés. Il faut aussi prendre en compte les changements dans le réseau des stations pluviométriques ainsi que les périodes de données manquantes, qui peuvent avoir une forte influence sur les méthodes d'interpolation (HENN & al., 2018).

Tous les éléments décrits dans les paragraphes précédents montrent que la modélisation des pluies est par nature incomplète et difficile à réaliser. Les utilisateurs doivent être conscients des erreurs systématiques et aléatoires qui affectent les jeux de données (HENN & al., 2018). L'ensemble de ces facteurs doit être pris en compte, ainsi que les différences de gamme des produits météorologiques, lors de prises de décision ou de modélisation hydrologique, à l'échelle d'un bassin versant jusqu'au changement climatique (HENN & al., 2018). Les hydrométéores varient fortement selon leur forme, leur vitesse et la phase (liquide ou solide) dans laquelle ils se trouvent. Les phénomènes pluvieux souffrent de ce fait de nombreuses incertitudes (LANZA & CAUTERUCCIO, 2022). De nouvelles technologies comme les disdromètres, caractérisées par le fait que les instruments ne récoltent pas l'eau, pourraient être une solution. Pour le moment, l'exactitude et la fiabilité de ces techniques restent à étudier (LANZA & CAUTERUCCIO, 2022).

### 1.2 Estimation des précipitations

Les techniques d'interpolation permettent d'obtenir une estimation des quantités précipitées en tout point, à partir de données mesurées au sol. La comparaison des techniques d'interpolation est donc une phase importante pour la sélection de la plus appropriée (VICENTE-SERRANO & al., 2003; CAMERA & al., 2013; WANG & al., 2014; KATIPOĞLU, 2022). Un grand nombre d'articles comparent les techniques les plus répandues comme le krigeage universel, le krigeage ordinaire, la pondération inverse à la distance (*inverse distance weighting* - IDW), l'interpolation spline,... L'étude de CAMERA & al. (2013) est réalisée sur le relief montagneux de l'île de Chypre, allant jusqu'à environ 1950 m d'altitude. Les paramètres tels que la quantité de précipitations et la densité du réseau de stations font fortement varier les résultats observés. Une source assez commune d'information spatiale sur les paramètres climatiques (dont les précipitations) est le modèle PRISM (*parameter-elevation regressions on independent slopes model*). Cette source est largement citée dans les articles comme base de comparaison, au même titre que les méthodes de krigeage ou de IDW. PRISM est un modèle empirique basé sur des observations, un MNT et d'autres paramètres topographiques ou physiques. Il permet d'interpoler de nombreuses variables climatiques comme les précipitations et les températures à différentes échelles temporelles. Il est capable de modéliser des situations climatiques particulières comme les effets des côtes, l'ombre pluviométrique ou les inversions de température. Son fonctionnement est le suivant : une régression est calculée pour chaque pixel de la zone et les stations incluses sont ensuite pondérées par leurs similitudes physiographiques avec le pixel (DALY, GIBSON & al., 2002; DALY, SLATER & al., 2017).

Les variables externes intégrées dans les méthodes d'interpolation permettent la prise en compte des hétérogénéités locales au niveau du climat et réduisent les erreurs, surtout lors d'analyses dans des reliefs ou des régimes atmosphériques complexes (VICENTE-SERRANO & al., 2003). De ce fait, le recours à des variables géographiques et topographiques est fréquent pour l'estimation des précipitations (HUMBERT & PAUL, 1982; MARAND & ZUMSTEIN, 1990; JOLY & al., 2009; PORTALÉS & al., 2010; FEIDAS & al., 2014; MEERSMANS & al., 2016; LU, 2019; SCHNECK & al., 2021). Une étape importante des méthodologies décrites est la sélection des zones d'influence pour chaque variable, qui peuvent par exemple être incluses dans des analyses statistiques comme les régressions (JOLY & al., 2009; PORTALÉS & al., 2010; MEERSMANS & al., 2016).

Dès les années 1980, les chercheurs emploient les paramètres géographiques et topographiques. Ainsi, la distance de la station pluviométrique étudiée par rapport à la ligne de crête peut être un paramètre pour le calcul des précipitations en zone accidentée (HUMBERT & PAUL, 1982). La méthodologie développée par MARAND & ZUMSTEIN (1990) est la recherche de régressions linéaires liant un paramètre géographique ou topographique (latitude, longitude, altitude réelle ou altitude lissée) aux précipitations. Trois zones sont définies en amont de l'analyse pour considérer les changements de gradient pluviométrique. L'article de BRUNSDON & al. (2001) étudie les précipitations en Angleterre via l'influence des vents dominants sur la relation entre altitude et précipitations. Ces deux termes sont liés via un coefficient d'altitude, qui montre l'augmentation des quantités précipitées en fonction de l'altitude. Certaines variables géographiques (comme la longitude et la latitude) peuvent avoir une forte influence sur la variabilité des estimations : il est donc nécessaire de les combiner avec des données topographiques, même si ces dernières présentent de faibles corrélations avec les données pluviométriques (BUYTAERT & al., 2006).

CAMERA & al. (2013) appliquent également des régressions en complément aux techniques d'interpolation classiques. Les paramètres choisis sont l'altitude, la distance aux côtes, les coordonnées Nord et Est ainsi que les distances de la crête principale vers l'Ouest et l'Est. L'ombre pluviométrique (*rain shadow*) est prise en compte via le dernier paramètre. Les événements à grande échelle spatiale sont bien estimés via des régressions basées sur les paramètres physiques. La sélection des variables des régressions semble être une étape importante pour obtenir un modèle robuste. La pente, son inclinaison et son orientation par rapport aux flux d'air sont des facteurs modifiant localement les variables climatiques (VICENTE-SERRANO & al., 2003). L'article de CASTRO & al. (2014) vise à développer une technique d'interpolation basée sur la topographie et sur l'orientation de la pente par rapport aux vents dominants. Cela va permettre de classer les régressions obtenues selon deux catégories : soit la zone considérée est sous le vent, soit elle est au vent. Les précipitations se produisant dans des terrains complexes sont mieux estimées via cette méthode. Le modèle est construit en prenant en compte l'occurrence des précipitations dans chaque pixel du raster (via les mesures des pluviomètres aux alentours) et des régressions linéaires entre les précipitations et l'altitude sont créées. L'article de PORTALÉS & al. (2010) montre les corrélations qu'ont 25 variables topographiques et géographiques avec les précipitations. Elles ont été dérivées du modèle numérique de terrain pour la région de Valence. Parmi ces variables, celles qui semblent être les plus significatives sont les coordonnées géographiques et des variables topographiques comme la pente et les orientations des versants par rapport au Nord ou à l'Est et par rapport à la direction des vents provoquant des pluies intenses. Les articles cités dans ce paragraphe mettent en évidence le rôle des variables ayant trait à un flux météorologique et l'impact que le relief a sur les masses d'air.

Une méthode intermédiaire est la combinaison de techniques d'interpolation classiques (krigeage, IDW) et de régression linéaires (FEIDAS & al., 2014; SCHNECK & al., 2021). Cette approche est développée dans l'article de SCHNECK & al. (2021) qui a pour objectif principal la correction des données d'entrées des modèles hydrologiques. Une relation linéaire est obtenue entre l'altitude et les précipitations mensuelles. À partir du gradient de précipitation vertical pour une région déterminée, cette étude affirme qu'il est possible d'estimer de manière fiable les précipitations dans les parties montagneuses qui ne disposent pas de stations. Les régressions linéaires basées sur des facteurs topographiques sont combinées avec des techniques d'interpolation qui servent à réaliser une analyse sur les résidus dans un second temps. Néanmoins, ces corrections n'apportent pas une amélioration significative sur l'exactitude des résultats (SCHNECK & al., 2021). VICENTE-SERRANO

& al. (2003) fait la même constatation : aucune amélioration n'est apportée par un traitement d'interpolation (pondération inverse à la distance et spline) sur les résidus. Les résultats obtenus sont meilleurs pour l'estimation de la température car celle-ci a une moindre variabilité spatiale que les précipitations et les performances des modèles sont très variables en fonction des saisons considérées (FEIDAS & al., 2014).

Une approche intéressante est celle de LU (2019). Celle-ci se base sur un modèle numérique de terrain (MNT) et sur un facteur de rugosité topographique. Ce facteur peut être assimilé à un proxy du relief accidenté des zones montagneuses. La relation entre les précipitations et la rugosité topographique pour le plateau du Qinghai-Tibet dépend fortement de l'échelle spatiale sélectionnée, notamment pour les précipitations hivernales intenses dans cette région.

L'utilisation de couches topographiques lissées est également envisagée dans plusieurs articles (MARAND & ZUMSTEIN, 1990 ; MEERSMANS & al., 2016 ; DALY, SLATER & al., 2017). MARAND & ZUMSTEIN (1990) s'intéressent à une méthode de modélisation des précipitations utilisant l'altitude lissée. Cette méthode semble adaptée à la moyenne montagne. Le coefficient de corrélation le plus élevé est obtenu pour l'altitude lissée, ce qui montre qu'elle est un paramètre à considérer pour la spatialisation des précipitations dans des terrains accidentés. Selon CAMERA & al. (2013), des conditions dans lesquelles le lissage des couches est à privilégier sont les suivantes : une faible densité de stations pluviométriques et une topographie qui n'est pas trop accidentée. DALY, SLATER & al. (2017) utilisent un modèle numérique de terrain d'une résolution de 10 m filtré avec des longueurs d'ondes allant de 100 m jusqu'à 10 km. Ce procédé lisse les pixels, tout en conservant leur taille originelle de 10 m. La longueur d'onde retenue est celle d'un diamètre moyen de 7000 m.

D'autres types de régressions sont également utilisés : la régression pondérée localement (*locally weighted polynomial regression* - LW(P)R) et la régression géographiquement pondérée (*geographically weighted regression* - GWR). La LWR va calculer autant de régressions qu'il y a de sous-ensembles de données créés. Elle n'utilise donc que des données d'une région délimitée, qui sont souvent pondérées par leur distance au point considéré, pour calculer des fonctions locales. La GWR définit des variables explicatives, mais celles-ci peuvent évoluer suivant les hétérogénéités géographiques. L'article de KURTZMAN & al. (2009) utilise l'altitude comme variable explicative dans une LWR. Les pondérations sont fournies via des paramètres géographiques, comme la distance et d'autres topographiques, comme les différences d'altitude et d'exposition. Globalement, l'utilisation de cette méthode n'a pas d'influence sur l'exactitude des mesures par rapport à une interpolation par pondération inverse à la distance. Une GWR est décrite dans l'article de CAMERA & al. (2013). Cette technique doit avoir de meilleures performances qu'une méthode simple de régression dans les régions accidentées. En effet, le modèle n'est pas fixé dans l'espace. C'est également le cas pour HWANG & al. (2012), qui obtient de meilleurs résultats via une LWPR. GUAN & al. (2005) se base sur une régression linéaire multivariée et des observations de stations pour l'estimation des précipitations. Dans ce type de régression, plusieurs variables dépendantes corrélées sont prédites. La variabilité spatiale du terrain montagneux est alors prise en compte dans la fonction de régression qui intègre des variables climatiques locales. Les résultats montrent que l'altitude et l'exposition sont les facteurs principaux de la régression, mais que leur impact n'est pas le même en fonction de la saison.

L'article de HUANG & al. (2019) présente une technique innovante basée sur le principe de diffusion de l'information. Cette technique d'interpolation est comparée à des méthodes d'interpolation plus communes (krigeage, IDW). C'est principalement la densité de stations qui va influencer les résultats. Ceux-ci sont assez similaires pour toutes les techniques d'interpolation considérées lorsque les stations sont nombreuses. Les deux techniques sur la diffusion de l'information (coefficients de diffusion empirique ou optimal) diffèrent lorsque la densité d'observations change (HUANG & al., 2019). GOODWELL (2020) applique quant à lui une technique similaire pour estimer les directions dominantes des précipitations à travers les États-Unis et les évolutions temporelle et spatiale des précipitations sur la période étudiée. Plus précisément, elle se base sur une théorie probabiliste, la théorie de l'information. Les prédictions sont réalisées à partir des données de précipitations passées. Les hétérogénéités topographiques locales influencent fortement les résultats. Cette méthode

pourrait être appliquée à d'autres paramètres climatiques pour étudier leurs interactions (GOODWELL, 2020). BÁRDOSSY & PEGRAM (2013) utilisent les copules de Gauss (*Gaussian copulas*) couplés avec l'altitude lissée. Les performances de cette méthode semblent dépasser celles des techniques de krigeage pour la région analysée.

Certaines résolutions des produits météorologiques et climatiques nécessitent un downscaling pour réaliser des analyses sur certaines zones. Cela sert à trouver des informations à haute résolution à partir d'informations de résolution grossière. Plusieurs exemples de downscaling pour estimer les précipitations à une haute résolution peuvent être cités (WIDMANN & al., 2003 ; BUISSAND & al., 2004 ; MARKE & al., 2011). Certaines de ces études utilisent directement les pluies simulées comme variable prédictive. D'autres modèles utilisent des variables météorologiques comme les humidités relative ou spécifique, la température et la pression. L'article de SCHIPPER & al. (2011) montre qu'utiliser un modèle prenant en compte la direction des vents permet d'obtenir de meilleurs résultats lors du downscaling des précipitations. Les mois d'hiver sont mieux simulés que ceux d'été, car les précipitations convectives sont difficiles à prendre en compte. Il peut être intéressant de comparer des modèles à haute résolution et d'autres à faible résolution pour évaluer si ce gain d'information amène un gain d'exactitude au niveau des estimations (TABARI & al., 2016).

Les modèles climatiques régionaux (MCR) sont des outils utiles pour la représentation du climat. Ils permettent de réduire l'échelle spatiale étudiée à quelques dizaines de kilomètres (WUEST, 2021). Un exemple de MCR est le modèle atmosphérique régional (MAR) développé par l'Université de Liège et l'université de Grenoble-Alpes. Celui-ci permet d'obtenir des simulations pour les processus de surface et atmosphériques. L'étude de WUEST (2021) utilise le modèle MAR sur la région Vosges-Alsace. L'étude s'est principalement concentrée sur la calibration du modèle sur trois paramètres : les précipitations, la hauteur de neige et les températures. Le modèle MAR a également d'autres applications malgré qu'il ait été développé pour l'étude des régions polaires. Une application récente est la prédiction future des inondations hivernales en Belgique (WYARD & al., 2021). Les simulations montrent une réduction du risque d'inondation suite à la fonte des neiges. En effet, la couverture neigeuse tombant sur les Ardennes devrait être moindre à la fin du siècle.

Au final, il faut faire le bon choix de la technique d'interpolation en fonction de ses qualités et de ses défauts par rapport à l'analyse à effectuer. La plupart des articles sont dédiés à une zone bien précise (bassin versant, plateau montagneux) et leurs résultats dépendent des conditions climatique et topographique de la région analysée. Ils sont donc à considérer avec précaution. Si aucun choix de technique ne peut être réalisé à priori, en tester plusieurs permet d'évaluer celle qui semble être la mieux adaptée.

## 1.3 Objectifs de l'étude

La zone choisie pour cette étude est le massif des Vosges. L'objectif général est d'appliquer la méthodologie développée dans l'article de MEERSMANS & al. (2016) sur une zone et une barrière topographique différente de celle de l'Ardenne. Dans cet article, les auteurs ont appliqué un modèle basé sur deux variables, (1) l'altitude et (2) la déviation de la pente dans la direction de la circulation météorologique dominante. Le but était de cartographier les précipitations moyennes annuelles à l'échelle de la Belgique via une équation assez simple. Les Vosges représentent un terrain plus complexe et montagneux que le massif ardennais. Il est donc intéressant de voir si cette zone géographique est également adaptée à cette méthodologie. Les performances des modèles développés sont pour cela comparées avec celles obtenues pour l'Ardenne.

Le premier objectif est donc d'adapter la méthodologie aux Vosges et de déterminer l'échelle spatiale à laquelle les deux variables (altitude et déviation de la pente par rapport à la circulation météorologique dominante) influencent les précipitations. Il est aussi intéressant de déterminer quelle est la direction dominante des flux météorologiques. Plusieurs niveaux d'agrégation des pixels sont donc utilisés pour chacun des variables et les données moyennes sont analysées pour les années 1951-1970. Enfin, la représentation de l'effet d'ombre pluviométrique (voir point 2.1) est aussi à évaluer.

Un deuxième objectif est de déterminer si la complexité d'un modèle permet une amélioration dans la représentativité des précipitations. Pour cela, deux modèles sont créés :

- Un modèle simple, comprenant une seule variable indépendante, l'altitude ;
- Un modèle complet, comprenant deux variables indépendantes, l'altitude et la direction de la circulation météorologique dominante (MEERSMANS & al., 2016).

En outre, une des perspectives de l'article de MEERSMANS & al. (2016) est l'application du modèle sur des échelles temporelles réduites, comme les saisons ou les données mensuelles. Cet objectif vise à comparer les résultats obtenus pour les modélisations annuelles avec ceux obtenus pour les modélisations saisonnières. Le but est de voir si le fait de calculer les estimations des précipitations sur des pas de temps plus réduits (périodes de 3 mois) permet une meilleure représentation des précipitations et une réduction des erreurs relatives.

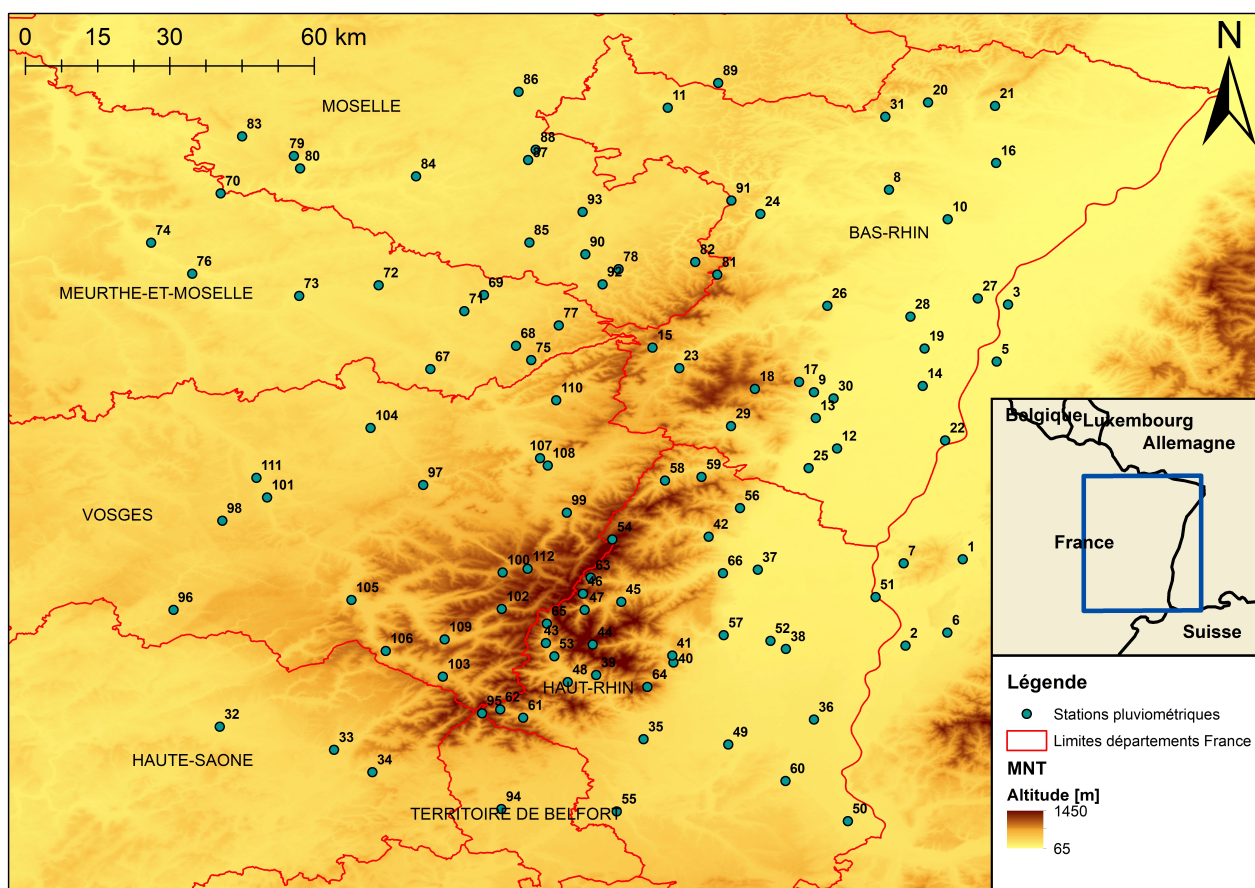
Enfin, le dernier objectif est la comparaison des résultats avec une interpolation par krigeage et avec un modèle climatique régional. Pour cette dernière analyse, une comparaison entre les meilleures modélisations ressortant de l'étude et les résultats fournis par le modèle atmosphérique régional (MAR) est envisagée. Cela permet d'avoir une idée de la variabilité qu'il peut y avoir entre deux approches différentes. En effet, le MAR fait des prédictions à méso-échelle (3-30 km) (WUEST, 2021). Il n'a donc pas les mêmes caractéristiques ni les mêmes utilités que les méthodes d'estimations par régressions.

## 2 Matériel et méthodes

### 2.1 Zone géographique

La zone géographique étudiée est le massif des Vosges. Celui-ci se situe dans le Nord-Est de la France, dans les régions du Grand-Est et de Bourgogne-Franche-Comté. Les modèles se concentrent toutefois exclusivement sur les zones possédant un relief accidenté, ce qui en exclu les Vosges du Nord qui s'étendent jusqu'en Allemagne.

MINÁŘOVÁ (2013) montre que la position des Vosges a un impact majeur sur les précipitations à une échelle régionale. En effet, cette barrière topographique est perpendiculaire au flux d'air dominant venant de l'Ouest. Les Vosges sont également bordées par d'autres massifs qui peuvent influencer les quantités de précipitations : au Sud se situe le Jura et à l'Est le massif de la Forêt-Noire en Allemagne. D'autres plateaux moins importants sont situés au Nord et à l'Ouest, comme les plateaux lorrains. Les altitudes maximales rencontrées dépassent les 1400 m, avec un sommet culminant au Grand Ballon (1424 m). La figure 1 présente le modèle numérique de terrain (MNT) de la zone. La ligne de crête de ce massif, du Sud-Sud-Ouest au Nord-Nord-Est, est facilement identifiable sur cette carte.



*Les points montrent l'emplacement des 112 stations sélectionnées pour l'étude.*

FIGURE 1 – Localisation et modèle numérique de terrain de la zone

Le climat de la zone est de type semi-continentale avec une forte influence des masses d'air océaniques (WUEST, 2021). Pour certains, les Vosges représentent une démarcation entre des climats plutôt océaniques et des climats plutôt continentaux (MINÁŘOVÁ, 2013). Dès que l'altitude s'élève, le climat vosgien devient assez rude. En effet, ce massif représente un premier obstacle pour les masses d'air océanique, ce qui pro-



voque des précipitations importantes sur le versant Ouest, pour ensuite diminuer régulièrement sur le versant Est (MARAND & ZUMSTEIN, 1990 ; WAHL & DAVID, 2003). C'est l'ombre pluviométrique liée à l'effet de foehn, qui va provoquer une diminution de l'humidité et une augmentation de la température du côté des plaines de l'Alsace par rapport au versant lorrain où l'air est plus froid et humide. En effet, les masses d'air arrivant par l'Ouest vont refroidir et se condenser en gagnant en altitude, provoquant des précipitations sur ce versant. En résumé, trois topoclimats sont à distinguer : (1) l'Ouest avec une influence océanique, (2) les zones montagneuses avec un climat humide et froid et (3) l'Est avec des températures plus douces et une forte baisse des précipitations, dus à l'effet de foehn (MARAND & ZUMSTEIN, 1990 ; WUEST, 2021).

Les régimes de précipitations rencontrés sont également fort variables. Les stations situées à l'Est des Vosges, comme les stations de Colmar (n°37 - 534 mm), Rouffach (n°57 - 590 mm), Ebersheim (n°12 - 592 mm), Sélestat (n°25 - 615 mm) et les stations situées près du Rhin (en Allemagne et en France) présentent des cumuls de précipitations en-dessous des 1000 mm. Ce sont toutes les stations qui se situent dans la plaine alsacienne et dans la vallée du Rhin. Par comparaison, les cumuls de précipitations annuels moyens dépassent largement les 1800 mm dans les Hautes-Vosges, comme à Lepuix (n°95 - 2450 mm), au Lac Alfeld (n°62 - 2318 mm) ou encore à Linthal-Lauch (n°44 - 1910 mm). L'effet de foehn est clairement visible en observant ces quelques données. Les précipitations varient donc grandement entre les zones montagneuses et les plaines du Rhin : les différences entre ces deux zones sont au maximum de 1700 mm sur les données moyennes annuelles (MINÁŘOVÁ, 2013). Au niveau des précipitations dans les Vosges, l'automne semble être la période la plus propice à des événements extrêmes. Ceux-ci sont principalement de durée inférieure à deux jours, avec des maximums allant jusqu'à 5 jours. MINÁŘOVÁ & al. (2017) montre que 40 % des pluies extrêmes arrivent en automne, dont les 4 plus importantes. Une circulation dominante d'Ouest est associée à la quasi-totalité des événements extrêmes. Par contre, aucun des 5 événements de plus forte intensité ne correspond à cette direction. Ils sont la conséquence d'un front froid stationnaire. En été, les plaines alsaciennes connaissent des épisodes orageux et cette région est sous l'influence d'une dynamique continentale (LEFORT, 1957).

L'effet de vallée est également un élément à prendre en compte pour le calcul des précipitations dans les Vosges. Il existe une assez grande variabilité dans les largeurs des vallées, certaines étant inférieures à 1 km et d'autres mesurant plusieurs km (LABORDE, 1982). L'effet de foehn peut donc alors avoir lieu au sein même des vallées et ne plus représenter la seule ascension orographique du versant Ouest.

Plusieurs études, avec différentes approches, ont tenté de modéliser les précipitations dans les Vosges. Ces études s'accordent pour dire que la circulation des masses d'air dominante se fait d'Ouest en Est (HUMBERT & PAUL, 1982 ; MINÁŘOVÁ, 2013 ; MINÁŘOVÁ & al., 2017). L'étude de MARAND & ZUMSTEIN (1990) se base sur des paramètres géographiques et topographiques pour modéliser les précipitations des Vosges. L'étude de HUMBERT & PAUL (1982), sur le bassin versant de la Fecht, montre une meilleure corrélation avec les précipitations pour la distance à la ligne de crête que pour l'altitude des stations. Deux gradients de précipitations coexistent : le plus important est celui d'Ouest-Est et le second est parallèle à la crête. Il est à noter que la taille du bassin versant (12,3 km<sup>2</sup>) est assez faible par rapport à une analyse globale sur le massif vosgien.

### 2.2 Données topographiques et climatiques

Les données topographiques sont issues du « SRTM Digital Elevation Data » fourni par le « CGIAR Consortium for Spatial Information » (THE CGIAR CONSORTIUM FOR SPATIAL INFORMATION, 2008). Ces données topographiques sont un modèle numérique de terrain avec une résolution de 90 m.

Les données climatiques pour la France ont été fournies par le Pr. Patrice Paul de l'Université de Strasbourg. Ce sont des données mensuelles extraites des Monographies de la météorologie nationale (GARNIER, 1966 ; GARNIER, 1974). Ces données concernent les années 1951-1970 et pour certaines 1931-1960 (environ 5 % des données). Cette source de données plus ancienne permet de compléter les informations et de disposer d'un maximum de stations. La majeure partie des stations se retrouvant dans les deux fichiers, les données les

plus récentes ont été privilégiées, tout en veillant à ce qu'il n'y ait pas de données incohérentes ou présentant des relevés pluviométriques fortement divergents.

D'un point de vue général, les données des stations ne sont pas complètes sur toutes les périodes considérées, suite à des problèmes techniques, des changements de matériel,... Certaines séries sont donc lacunaires mais ces données étant les seules disponibles, aucune considération n'est faite concernant leur durée. Il faut tout de même garder à l'esprit que cela peut amener des incertitudes : une moyenne réalisée sur une série complète de 30 ans se rapproche plus de la normale qu'une série sur une période de 5 ans.

La localisation des stations peut également évoluer. Le site internet des Publiothèques de Météo-France<sup>1</sup> a permis la recherche de la localisation la plus exacte possible en fonction de la période analysée. En effet, certaines stations ont été déplacées de parfois plusieurs km tout en gardant le même nom. Ce site suit les déplacements, les changements de matériel pour chaque station et permet une certaine justesse.

Les données pour l'Allemagne sont disponibles en open-access sur le site du « Deutscher Wetterdienst »<sup>2</sup>. Les années sélectionnées vont de 1951 à 1970 pour rester cohérent dans l'analyse. Ces périodes semblent éloignées, mais les tendances au niveau des cumuls mensuels et annuels sont assez stables par rapport à ceux enregistrés actuellement.

L'annexe 6.1 donne les caractéristiques des stations avec leurs coordonnées et leur altitude. Les stations sélectionnées sont au nombre de 112 et se situent dans les départements du Haut-Rhin, du Bas-Rhin, de Meurthe-et-Moselle, de Haute-Saône, des Vosges, du territoire de Belfort et de Moselle pour la France et dans le district de Fribourg à l'Ouest de l'Allemagne (voir figure 1). L'annexe 6.2 renseigne pour chaque station les cumuls moyens de précipitations annuelles et pour chacune des saisons.

Il est à noter que vu l'indisponibilité de données journalières, les saisons sont assimilées à des périodes de 3 mois comme suit :

- Hiver : de janvier à mars ;
- Printemps : d'avril à juin ;
- Été : de juillet à septembre ;
- Automne : d'octobre à décembre.

### 2.3 Prétraitements des variables

Les variables constituant les différents modèles de précipitation sont l'altitude (*ALT*) et la déviation de l'orientation de la pente dans la direction de la circulation météorologique dominante (*DEV*).

La direction dominante des vents vient de l'Ouest pour le massif vosgien malgré des variations en fonction des saisons (LEFORT, 1957). Ce sont les circulations des masses d'air océaniques, venant de l'Atlantique qui apportent l'air humide. Si l'hypothèse d'une circulation dominante venant de l'Ouest est choisie, la variable *DEV* du modèle représente l'angle entre l'Ouest et l'orientation de la pente. Cet angle est compris entre 0 et 180°. Plus l'angle s'éloigne de l'Ouest, plus la valeur est grande pour la variable *DEV*. Cette variable va estimer l'influence que la pente a sur une masse d'air. Si une masse d'air arrive de l'Ouest, une pente orientée vers l'Ouest a un impact important sur celle-ci alors qu'une pente orientée vers le Nord ou le Sud aura moins d'impact.

---

1. Publiothèques de Météo-France : <https://publitheque.meteo.fr/okapi/accueil/okapiWebPubli/index.jsp>

2. Climate Data Center du Deutscher Wetterdienst : <https://cdc.dwd.de/portal/>

Les variables (*ALT* et *DEV*) vont être agrégés à différentes résolutions spatiales. Ensuite, les couches rasters agrégées sont transformées en couche de points (Shapefile) puis lissées via une technique d'interpolation. Plusieurs techniques de rééchantillonnage (*resample*) sont testées pour l'agrégation : la technique dite *nearest neighbour* qui est celle utilisée par défaut et la technique dite *bilinear* qui calcule la valeur du pixel rééchantillonné par la moyenne, pondérée avec la distance, des 4 pixels aux alentours. De même, deux algorithmes de lissage (*smoothing*) sont utilisés. Un premier jeu de données est créé en utilisant les résultats obtenus dans MEERSMANS & al. (2016) : l'outil spline semble plus intéressant pour le lissage de l'altitude et l'outil *natural neighbour* pour la variable *DEV*. Une analyse est réalisée au niveau des algorithmes de lissage pour comparer les performances des deux techniques. Cela permet de confirmer les résultats obtenus pour l'étude sur la Belgique ou au contraire, de choisir des algorithmes différents mais plus adaptés à la situation. La racine de l'erreur quadratique moyenne (*root mean square error* - RMSE) est une mesure des différences entre les valeurs observées et les valeurs prédites (équation 1). Ce paramètre fournit donc une information sur la dispersion de la qualité de la prédiction. La RMSE est normalisée en la divisant par l'écart-type des observations. Ce ratio représente la variabilité non expliquée par le modèle sur la variabilité totale. Plus ce ratio se rapproche de 0, plus le modèle explique la variabilité existante. Il est certain que les valeurs pour ce ratio vont augmenter avec les niveaux d'agrégation plus élevés de l'information.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (\text{obs}_i - \text{pred}_i)^2} \quad (1)$$

Chaque variable est donc disponible pour chaque résolution, ce qui va permettre de tester un grand nombre de modèles et de trouver quelle résolution correspond le mieux à chaque variable. Les résolutions vont de 100 m jusqu'à 90 km et sont au nombre de 60. Le principe pour le choix des niveaux d'agrégation est de prendre 10 valeurs d'incrément de 100 m (de 100 m à 1000 m d'agrégation), puis 10 valeurs de 250 m (de 1000 m à 3500 m) et ainsi de suite avec 500, 1000, 2500 et 5000 m comme incréments.

La variable *ALT* est directement dérivé du modèle numérique de terrain (MNT). Pour la variable *DEV*, l'exposition (*aspect* en anglais) est dérivée du MNT. L'exposition identifie la direction de la plus forte pente descendante. À partir de la couche raster d'exposition, 19 directions de circulation météorologique dominante sont testées. Elles s'étendent de 180° (direction Sud) jusqu'à 360° (direction Nord). D'autres directions pourraient être testées si nécessaire, par exemple pour rendre compte des précipitations convectives qui peuvent se produire en été. Pour mieux comprendre à quoi la variable *DEV* correspond, voici un exemple. Si cette variable doit être calculé pour une direction de 250° (Est-Sud-Est) :

- Une exposition de 340° a une valeur de *DEV* de 90°, c'est-à-dire que l'angle entre la direction dominante considérée (250°) et l'exposition de la pente est de 90° ;
- Une exposition est de 230°, la valeur de *DEV* est de 20° ;
- Une exposition de 30° a une valeur de *DEV* de 140°, car il y a un angle de 110° entre 250° et 360° et un angle de 30° entre 0° (direction Nord) et 30°.

Les 19 *DEV* calculées sont ensuite agrégées puis lissées comme la variable *ALT*. Le processus de lissage permet de revenir à une résolution proche de l'originelle du MNT. Le niveau de détail est déterminé par l'étape d'agrégation et le lissage sert principalement à réduire les gradients entre les pixels. Les pixels correspondant aux stations sélectionnées sont ensuite exportés du logiciel de cartographie pour réaliser l'analyse statistique via régressions.

## 2.4 Modèle de précipitations et analyses

Les équations suivantes décrivent le modèle simple (équation 2), comprenant seulement une variable indépendante et le modèle complet (équation 3) comprenant les deux variables (MEERSMANS & al., 2016) décrites ci-dessous :

$$P = a + b * ALT \quad (2)$$

Avec :

- $P$  : précipitation moyenne [mm];
- $ALT$  : altitude [m];
- $a$  &  $b$  : paramètres des modèles.

$$P = a + b * ALT_1 + c * ALT_2 * DEV \quad (3)$$

Avec :

- $P$  : précipitation moyenne [mm];
- $ALT_1$  &  $ALT_2$  : altitude [m];
- $DEV$  : déviation de l'orientation de la pente dans la direction de la circulation météorologique dominante;
- $a$ ,  $b$  &  $c$  : paramètres des modèles.

Les variables  $ALT_1$  et  $ALT_2$  sont bien deux variables différentes même si elles ont subi exactement les mêmes traitements. La régression linéaire qui donne le meilleur résultat ne possède à priori pas le même niveau d'agrégation pour ces deux variables. La présence d'un terme d'interaction entre  $ALT_2$  &  $DEV$  provient du fait que plus l'altitude est grande, plus fort est l'impact d'une pente orientée dans la direction de la circulation dominante (MEERSMANS & al., 2016).

Ces deux modèles sont testés sur les données annuelles et les données correspondant aux 4 saisons, ce qui fait 5 cas différents. Avec le modèle simple, basé uniquement sur l'altitude (équation 2), il y a 60 régressions linéaires simples qui sont calculées pour les 112 stations sélectionnées. Pour le modèle complet, ce sont  $60^3 \times 19$ , soit 4 104 000 régressions linéaires multiples qui sont ajustées. En effet, les variables  $ALT_1$ ,  $ALT_2$  et  $DEV$  comprennent chacun 60 résolutions à tester et 19 directions de circulation dominante sont également examinées. Un organigramme est présenté à la figure 2 et montre d'une manière synthétique l'ensemble des traitements exécutés pour la création d'un modèle de précipitation. Les régressions linéaires et la carte de précipitations finales sont réalisées pour les valeurs annuelles ou pour celles d'une saison en particulier.

Les traitements cartographiques d'agrégation et de lissage sont réalisés sur le logiciel ArcMap 10.7.1 de la suite ArcGIS. Les traitements statistiques et le calcul des régressions linéaires sont faits via le logiciel RStudio avec la version 4.2.0 du langage R. La fonction `lm` du package `stats` a permis de réaliser les régressions linéaires.

Pour chacune des combinaisons, tant au niveau du modèle simple que du modèle complet, un coefficient de détermination ( $R^2$ ) est calculé, ainsi qu'un coefficient de détermination ajusté. Le premier peut être utilisé pour comparer des modèles comprenant la même complexité et le même nombre d'observations. Par contre, s'il est nécessaire de comparer un modèle seulement basé sur l'altitude avec un modèle complet, il est nécessaire de recourir au  $R^2$  ajusté, qui tient compte de la complexité différente des deux modèles. Les p-valeurs des variables des modèles sont également fournies. Celles-ci permettent de juger si le lien entre les variables dépendante et indépendante est significativement linéaire. Les régressions possédant le meilleur  $R^2$  sont utilisées pour créer les cartes de précipitations estimées finales. À partir de celles-ci, les surestimations ou sous-estimations peuvent être calculées pour chaque station.

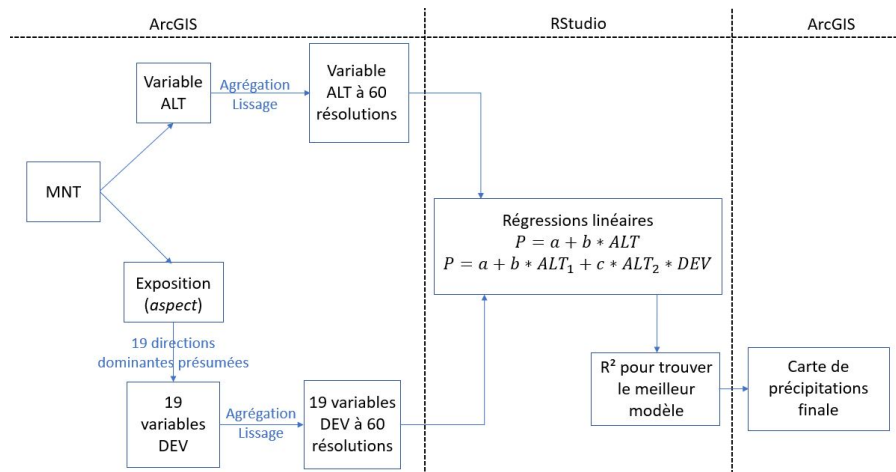


FIGURE 2 – Organigramme des étapes de la méthodologie

## 2.5 Validation croisée et comparaison avec d'autres approches

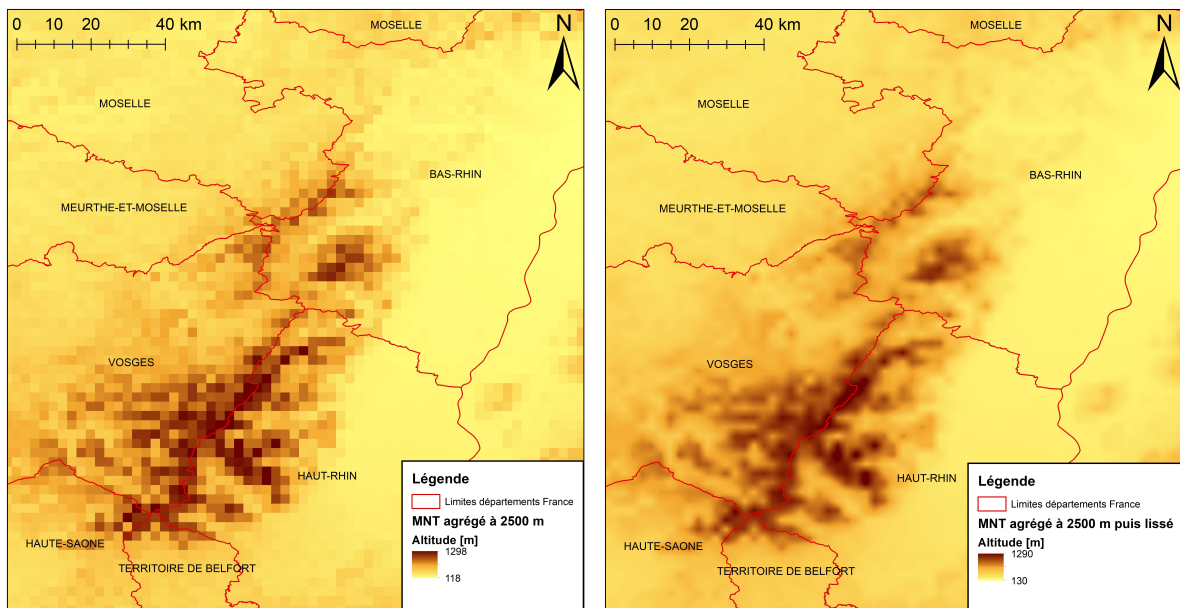
Pour la validation croisée, 90 % des points d'observations sont utilisés pour la calibration et 10 % sont utilisés pour la validation du modèle. Cette méthodologie est répétée 100 fois, avec à chaque boucle des jeux de données de calibration et de validation différents. La RMSE est calculée sur les données de validation, et la moyenne est réalisée pour tirer une valeur unique de RMSE. La même procédure est appliquée sur un krigeage universel appliqué aux mesures de précipitations. Les RMSE sont également comparées. Le ratio de la RMSE sur l'écart-type des observations (données de validation) est calculé pour examiner si la part de la variabilité expliquée par les modèles.

La dernière analyse réalisée est la comparaison avec le modèle MAR. Pour ce faire, les sorties du modèle sont fournies par M. Fettweis. Les données ont été transférées via un fichier netCDF. Ce format est très répandu pour le partage et le stockage de données climatiques. Les données sont fournies pour chaque année, depuis le 01/05/1979 jusqu'au 30/04/2021. Elles sont donc centrées sur l'hiver. Le pas de temps entre les données est de 6 heures et les précipitations sont divisées en pluie et en neige : ces deux catégories sont donc sommées. Les prétraitements réalisés sur ces fichiers via le logiciel RStudio permettent d'obtenir les moyennes saisonnières et annuelles des précipitations pour chacun des 3600 pixels constituant la zone. Les pixels considérés par le MAR ont une résolution de 4x4 km<sup>2</sup>. Les données de précipitation de ces pixels vont être comparées aux données des stations les plus proches. L'analyse permet de mesurer la variabilité qui existe entre les résolutions de ces deux approches. Les valeurs des deux modèles sont ensuite comparées statistiquement aux mesures pluviométriques de surface.

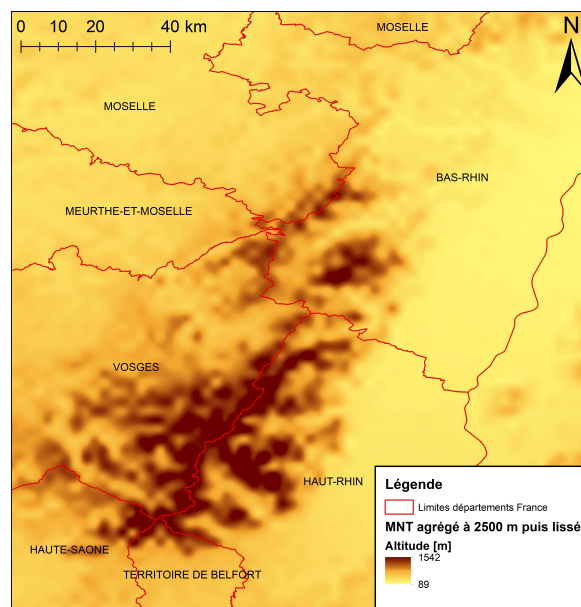
### 3 Résultats et discussion

#### 3.1 Lissage des variables

Les étapes préliminaires à l'analyse statistique permettent d'évaluer l'échelle spatiale à laquelle les variables des modèles donnent les meilleurs résultats. La figure 3 présente un exemple de chaîne de traitement pour l'agrégation et le lissage topographique. À partir du MNT, la figure 3a montre l'agrégation de la variable d'altitude à une résolution de 2500 m. La figure 3b montre ce même raster après l'étape de lissage via *natural neighbour* et la figure 3c après un lissage via spline. Pour ce dernier, le nombre de points utilisés est de 12.



(a) Agrégation

(b) Lissage via *natural neighbour*

(c) Lissage via spline

En haut à gauche, les pixels ont une résolution de 2500 m. Les pixels des couches lissées ont la résolution du MNT de départ, soit 90 m.

FIGURE 3 – Exemple d'agrégation et de lissage pour le MNT

Une comparaison visuelle a été réalisée entre les deux méthodes de rééchantillonnage (*nearest neighbour* et *bilinear*) considérées lors de l'étape d'agrégation. Elle n'a pas révélé de différences notables. Aucune analyse supplémentaire n'est donc réalisée pour le rééchantillonnage. Le lissage des variables (*ALT* et *DEV*) est recommandé pour gommer les fortes variations qui existent entre les pixels après l'étape d'agrégation. En effet, une agrégation d'un MNT de 90 m à plusieurs km ne reflète plus le relief accidenté rencontré dans les Vosges.

Dans le même ordre d'idée, la figure 4 présente les résultats obtenus pour l'exposition (*aspect*) (figure 4a) et pour la déviation de la pente dans la direction de la circulation dominante de 270° (figure 4b). Les figures présentent un zoom sur la frontière clairement visible entre le massif et les plaines alsaciennes. Les orientations des pentes sont facilement identifiables avec les différentes couleurs. Les déviations de l'orientation des pentes par rapport à la direction dominante sont visibles via les nuances de gris. Une analyse entre le raster d'exposition dérivé du MNT et les rasters de la variable *DEV* créés a permis une vérification systématique des angles calculés sur le logiciel de cartographie. Ce traitement a donc été réalisé pour les 19 directions de circulation météorologique dominantes considérées. L'annexe 6.3 montre les résultats des deux algorithmes de lissage pour une circulation dominante de 270° à un niveau d'agrégation de 10000 m. Ce niveau d'agrégation a été choisi pour avoir des pixels de faible résolution et ainsi mieux percevoir les changements d'orientation. Il est notamment possible d'observer certaines cartes qui comportent des « pics » et des « fossés » circulaires. Ils se remarquent lors de l'étape de lissage mais ceux-ci résultent plutôt de l'étape d'agrégation. En effet, lors de cette étape, les pixels sont rassemblés selon le niveau d'agrégation et remplacés par une valeur unique. Il y a donc une certaine simplification des rasters, et certains artefacts peuvent apparaître. Au plus le niveau d'agrégation considéré est élevé (jusqu'à 90 km), au plus les hétérogénéités du milieu du relief et les orientations de pente sont difficiles à déceler. Par contre, les deux techniques de rééchantillonnage donnent les mêmes artefacts. Ceci est vérifié en observant les cartes de l'annexe 6.3 qui sont quasiment identiques.

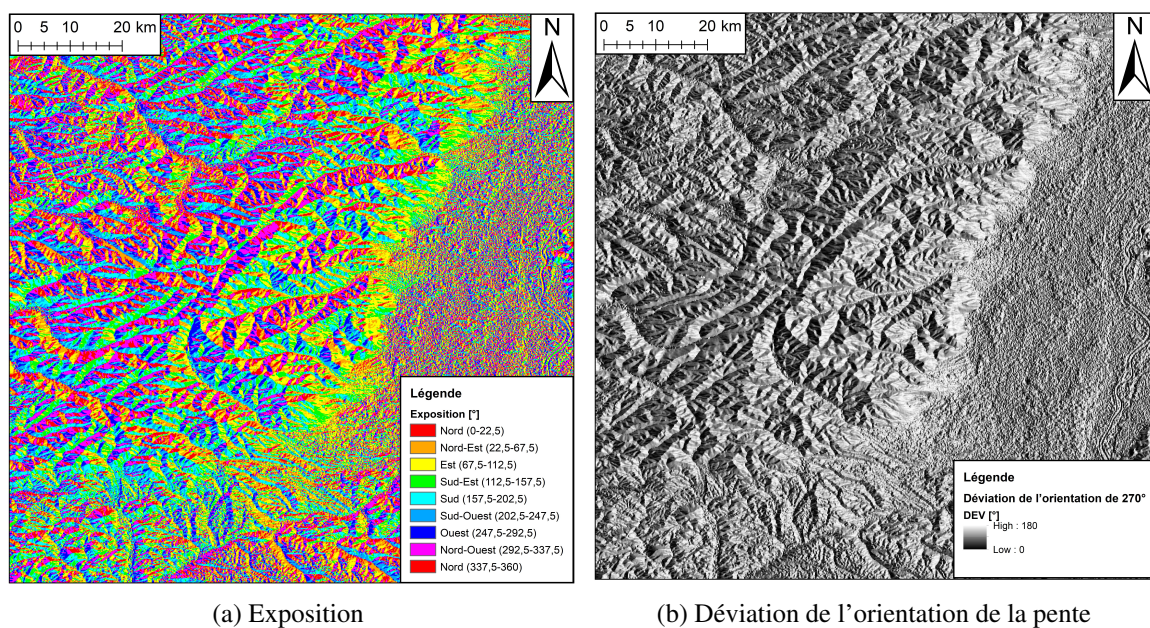
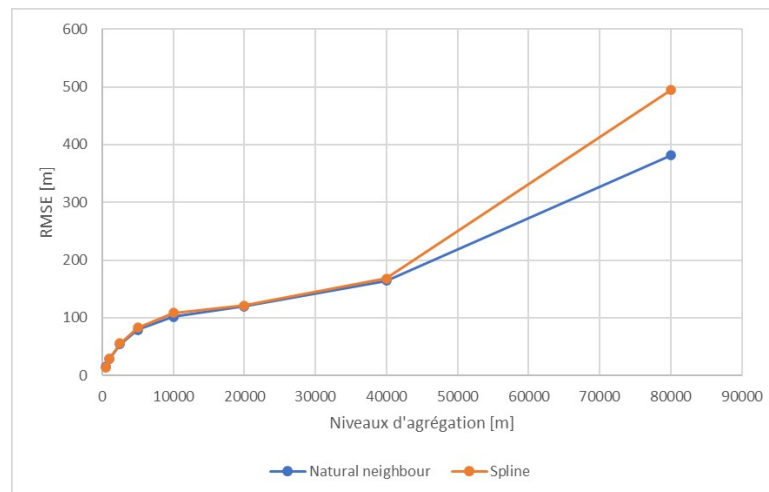


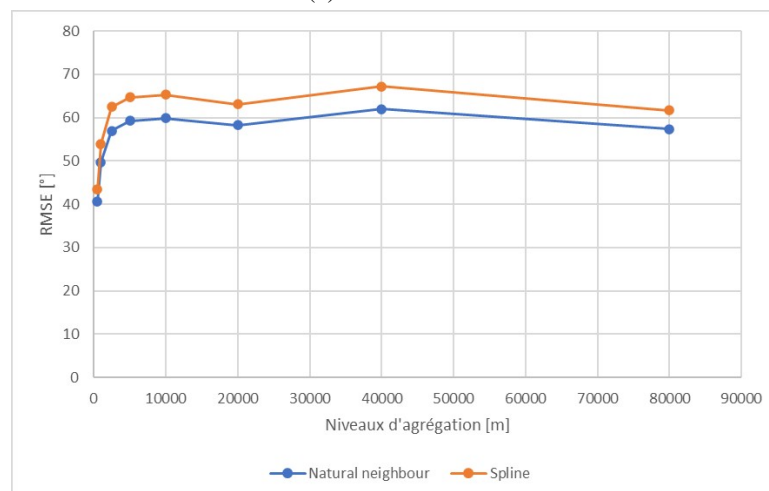
FIGURE 4 – Exemple d'exposition et de déviation de l'orientation de la pente dans la direction d'une circulation dominante de 270° (Ouest)

Les deux algorithmes de lissage (*spline* et *natural neighbour*) ont été comparés statistiquement via leur RMSE. Les résultats de l'analyse sont présentés à la figure 5. La figure 5a montre les résultats pour le lissage de la variable *ALT* et la figure 5b montre ceux pour la variable *DEV*. L'analyse a été réalisée sur tous les pixels et 8 niveaux d'agrégation ont été sélectionnés : 500, 1000, 2500, 5000, 10000, 20000, 40000 et 80000 m. En ce qui concerne les déviations de pente, la technique de lissage *natural neighbour* semble la mieux adaptée pour tous les niveaux d'agrégation de la variable *DEV*. Pour l'altitude, les résultats sont assez similaires jusqu'à 40

km, puis l'algorithme *natural neighbour* est largement meilleur pour le dernier point d'analyse. Cette technique a donc été choisie pour construire les cartes lissées des deux variables et les résultats des sections suivantes sont basés sur ces cartes. Un autre élément qui conforte le choix est que la méthode d'interpolation spline donne des valeurs en-dehors de la gamme 0-180° pour la variable *DEV*. En effet, cette technique a tendance à fournir des valeurs au-dessus ou en-dessous des valeurs seuils lorsque la densité de stations est faible.



(a) Variable ALT



(b) Variable DEV

FIGURE 5 – RMSE des variables du modèle en fonction de 8 niveaux d'agrégation

Les résultats sont similaires à MEERSMANS & al. (2016) pour la variable *DEV*. Les performances de lissage via spline sont meilleures pour la variable *ALT* dans l'étude sur la Belgique alors que c'est l'algorithme *natural neighbour* qui minimise la RMSE (figure 5a) pour les Vosges. Sur le graphique de la variable *ALT*, les valeurs de RMSE sont aux alentours de 13 m pour un niveau d'agrégation de 500 m. Ces résidus augmentent rapidement et atteignent déjà 100 m pour un niveau d'agrégation de 10000 m. Ces valeurs se rapprochent assez fortement de ceux de MEERSMANS & al. (2016) pour la classe d'altitude supérieure à 400 m. Pour cette étude, peu d'altitudes en-dessous de 400 m sont considérées, à part dans les plaines alsaciennes. Il est normal que les résidus augmentent fortement pour 80000 m car à ce niveau d'agrégation, le pixel couvre toute la largeur du massif, du versant Ouest à l'Alsace. Le ratio de la RMSE sur l'écart-type des observations (224,4 m) est inférieur à 1 sauf pour le niveau d'agrégation de 80000 m. Concernant les valeurs de RMSE pour la variable *DEV*, la valeur semble assez stable pour les niveaux d'agrégation à partir de 5000 m. Les résidus étant assez élevés, il est probable que les erreurs auraient été plus faibles en considérant des classes d'altitude. Cette re-



marque est également valable pour la variable *ALT*. Cela est confirmé par le ratio de la RMSE sur l'écart-type des observations : au-delà d'un niveau d'agrégation de 1000 m, les erreurs doivent être considérées comme importantes, vu que la variabilité n'est plus du tout représentée. Une amélioration pourrait donc être de diviser les altitudes en classes et de calculer les RMSE en fonction de ces classes. Cela permettrait de voir les gammes de valeur des résidus pour ces différentes classes.

Après les premiers tests de régressions linéaires, les niveaux d'agrégation de 100, 200, 300 et 400 m ont été retirés, portant le total à 56 résolutions différentes. En effet, ces quatre résolutions n'étaient pas utilisées dans les meilleurs modèles mais représentaient à elles seules la moitié du temps de calcul vu le nombre important de pixels à traiter lors des étapes de vectorisation.

## 3.2 Performances des modèles

### 3.2.1 Modèle simple

Le premier modèle analysé est obtenu via l'équation 2. La seule variable indépendante des régressions linéaires est donc l'altitude. Les résultats des 10 meilleures régressions sont présentés pour les précipitations totales et saisonnières dans le tableau 1. Les  $R^2$  sont d'environ 0,75 sauf pour le printemps et l'été, respectivement 0,726 et 0,702. Les variables ont toutes des p-valeurs très significatives ( $<0,001$ ). Les niveaux d'agrégation de la variable d'altitude qui donnent les meilleurs modèles sont souvent les mêmes. L'agrégation à 9000 m donne 80 % des meilleurs modèles. Après les 10 premiers résultats, les  $R^2$  tendent assez rapidement vers de faibles valeurs. Il faut bien comprendre que les valeurs des résultats obtenus pour ce modèle n'ont pas à priori un grand intérêt. Leur but est de permettre une évaluation correcte, via les  $R^2$  ajustés, de l'apport du terme d'interaction qui lie l'altitude à la déviation de la pente.

En comparaison, les valeurs des  $R^2$  pour une régression linéaire seulement basée sur l'altitude (directement extraite du MNT sans lissage) varient entre 0,42 pour l'automne et 0,54 pour le printemps, avec une valeur de 0,46 pour les précipitations totales. Le lissage du MNT apporte une amélioration de  $R^2$  d'environ 0,3. L'article de MARAND & ZUMSTEIN (1990) arrive à un coefficient de corrélation (différent du coefficient de détermination) de 0,71 pour l'altitude et de 0,87 pour une altitude lissée à environ 7 km, ce qui montre bien l'impact positif du lissage sur les résultats. En ce qui concerne les niveaux d'agrégation du MNT, MARAND & ZUMSTEIN (1990) et DALY, SLATER & al. (2017) prennent une valeur de 7000 m, qui se rapproche assez bien des meilleurs modèles du tableau 1.

TABLEAU 1 – Résultats des 10 meilleures régressions pour les précipitations totales et saisonnières pour le modèle basé sur l'altitude

Agrégation <i>ALT</i> [m]	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> ajusté	Agrégation <i>ALT</i> [m]	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> ajusté
<b>Précipitations totales</b>			<b>Précipitations hiver</b>		
9000	0,7540	0,7498	9000	0,7481	0,7438
14000	0,7208	0,7160	14000	0,7038	0,6988
12000	0,7151	0,7103	20000	0,6996	0,6945
4000	0,7077	0,7028	4000	0,6874	0,6821
20000	0,7047	0,6997	4500	0,6839	0,6786
25000	0,7006	0,6955	12000	0,6818	0,6764
4500	0,6979	0,6928	7000	0,6783	0,6729
7000	0,6862	0,6808	6500	0,6707	0,6651
22500	0,6810	0,6756	22500	0,6705	0,6649
10000	0,6801	0,6747	25000	0,6695	0,6639
<b>Précipitations printemps</b>			<b>Précipitations été</b>		
4000	0,7259	0,7212	12000	0,7015	0,6965
4500	0,7129	0,7081	9000	0,7007	0,6956
12000	0,7126	0,7078	25000	0,6900	0,6848
9000	0,7035	0,6985	14000	0,6896	0,6843
14000	0,6983	0,6932	4000	0,6758	0,6703
6000	0,6839	0,6785	20000	0,6709	0,6653
7000	0,6822	0,6768	4500	0,6675	0,6619
3000	0,6768	0,6713	13000	0,6581	0,6523
13000	0,6752	0,6697	7000	0,6404	0,6343
6500	0,6748	0,6693	22500	0,6392	0,6330
<b>Précipitations automne</b>					
9000	0,7648	0,7608			
14000	0,7148	0,7100			
25000	0,7108	0,7059			
20000	0,7089	0,7039			
12000	0,7045	0,6995			
22500	0,6858	0,6804			
4000	0,6836	0,6782			
10000	0,6784	0,6729			
8500	0,6761	0,6706			
7000	0,6719	0,6663			

### 3.2.2 Modèle complet avec 112 stations

Les résultats et leur interprétation pour le modèle complet, basé sur l'équation 3, sont présentés dans cette section. Cette modélisation prend en compte les 112 stations représentées sur la figure 1. Les résultats des 10 meilleures régressions pour les précipitations totales et saisonnières sont présentés dans le tableau 2 avec les niveaux d'agrégation des variables et la direction de la circulation dominante considérés.

Les R<sup>2</sup> ajustés permettent la comparaison entre ce modèle et celui basé uniquement sur l'altitude. Ceux-ci montrent l'impact de l'ajout du terme d'interaction entre  $ALT_2$  et  $DEV$ . L'augmentation de la valeur du R<sup>2</sup> est d'environ 0,15. Les R<sup>2</sup> des meilleurs résultats sont compris entre 0,85 pour l'été et 0,91 pour l'automne. Cette tendance reflète les types de précipitations caractéristiques de chaque saison. En été, ce sont des précipitations convectives qui donnent des orages locaux alors qu'en hiver, ce sont des précipitations stratiformes causées par le passage de fronts. Les variables des meilleurs modèles ont toutes des p-valeurs très significatives (<0,001).

TABLEAU 2 – Résultats des 10 meilleures régressions pour les précipitations totales et saisonnières pour le modèle complet avec 112 stations

*DD : direction dominante & Agrég : agrégation*

DD [°]	Agrég. $ALT_1$ [m]	Agrég. $ALT_2$ [m]	Agrég. $DEV$ [m]	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> ajusté
<b>Précipitations totales</b>					
180	4500	22500	60000	0,9019	0,9001
190	4500	22500	60000	0,9007	0,8989
190	22500	4500	60000	0,8983	0,8965
180	22500	4500	60000	0,8976	0,8958
200	4500	22500	60000	0,8953	0,8934
180	4000	22500	60000	0,8943	0,8924
200	22500	4500	60000	0,8941	0,8921
180	3000	22500	60000	0,8935	0,8915
190	4000	22500	60000	0,8928	0,8909
180	22500	4000	60000	0,8921	0,8901
<b>Précipitations hiver</b>					
180	4500	22500	60000	0,9011	0,8993
190	22500	4500	60000	0,8999	0,8981
190	4500	22500	60000	0,8993	0,8974
180	22500	4500	60000	0,8991	0,8973
200	22500	4500	60000	0,8958	0,8939
180	6500	22500	60000	0,8941	0,8921
200	4500	22500	60000	0,8938	0,8918
180	7000	22500	60000	0,8936	0,8917
190	6500	22500	60000	0,8927	0,8907
180	4000	22500	60000	0,8924	0,8904
<b>Précipitations printemps</b>					
250	70000	4000	55000	0,8531	0,8504
240	70000	4000	55000	0,8519	0,8492
250	70000	4500	55000	0,8485	0,8458
210	4500	22500	55000	0,8478	0,8450
220	4000	27500	45000	0,8478	0,8450
210	4000	27500	45000	0,8477	0,8449
220	4500	22500	55000	0,8476	0,8448
360	70000	4500	80000	0,8472	0,8444
360	70000	4000	80000	0,8465	0,8437
240	70000	4500	55000	0,8464	0,8436
<b>Précipitations été</b>					
300	12000	12000	65000	0,8494	0,8466
310	12000	12000	65000	0,8489	0,8461
290	12000	12000	65000	0,8475	0,8447
320	12000	12000	65000	0,8455	0,8427
290	4000	4000	65000	0,8440	0,8411
180	4500	22500	60000	0,8439	0,8411
190	4500	22500	60000	0,8434	0,8405
280	4000	4000	65000	0,8429	0,8400
240	85000	4000	55000	0,8424	0,8395
360	4500	55000	80000	0,8422	0,8393
<b>Précipitations automne</b>					
190	4500	22500	60000	0,9112	0,9096
180	4500	22500	60000	0,9107	0,9091
350	9000	22500	70000	0,9074	0,9057
190	22500	10000	60000	0,9071	0,9054
340	9000	22500	70000	0,9069	0,9052
200	4500	22500	60000	0,9068	0,9051
190	7000	22500	60000	0,9065	0,9048
180	3000	22500	60000	0,9062	0,9044
190	6500	22500	60000	0,9061	0,9044
360	9000	22500	70000	0,9060	0,9043

Néanmoins, il y a une forte variabilité entre les modèles et la direction dominante de la circulation météorologique n'est pas celle qui était attendue. Pour les précipitations totales, les directions dominantes des 10 premiers modèles sont comprises entre  $180^\circ$  et  $200^\circ$ , c'est-à-dire en direction du Sud ou Sud-Sud-Est. Le résultat attendu aurait été qu'une direction proche de l'Ouest ( $270^\circ$ ) ait le plus d'influence sur le modèle. La même constatation peut être faite pour l'hiver. Pour les trois autres saisons, les directions dominantes sont assez variables. Le printemps et l'été montrent des directions proches de l'Ouest alors qu'en automne, toutes les directions sont mélangées. Une certitude est qu'aucune direction dominante ne peut être mise en exergue, ce qui n'est pas le cas dans l'article de MEERSMANS & al. (2016), qui identifie les directions dominantes de  $260^\circ$  et  $270^\circ$  comme celles qui permettent d'obtenir les meilleures modélisations.

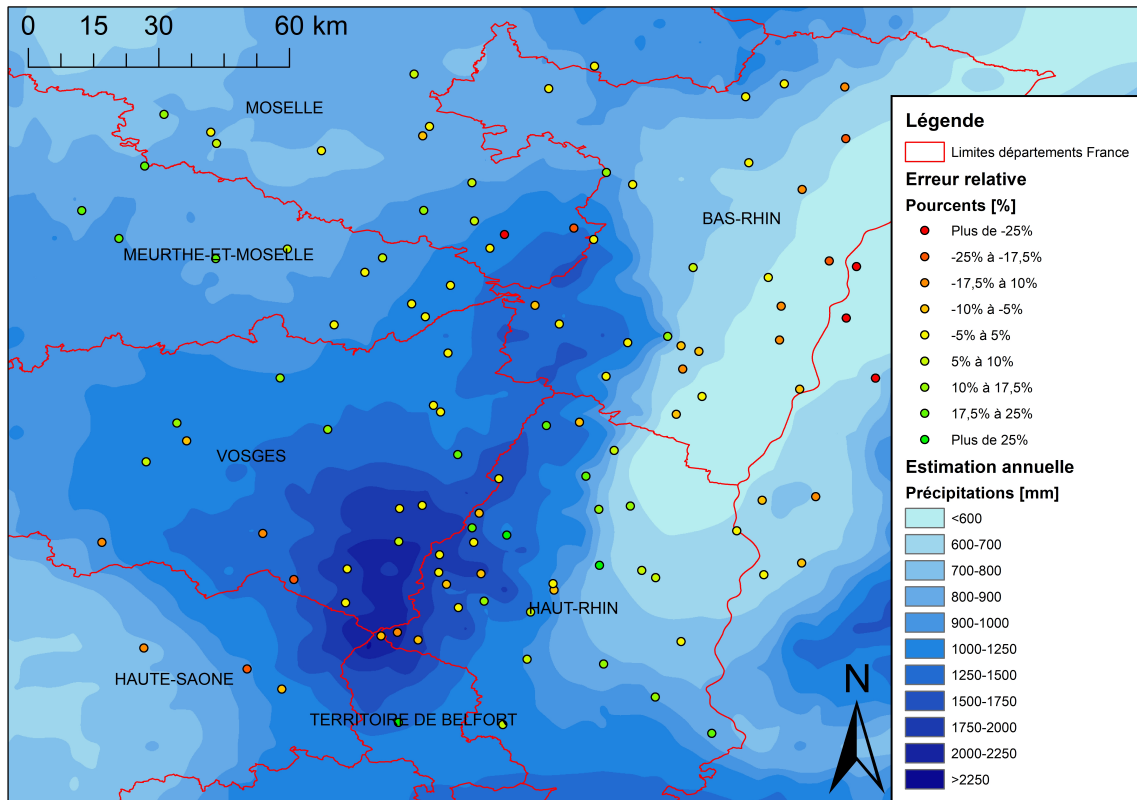
Deux tendances assez fortes peuvent être remarquées pour les niveaux d'agrégation. D'une part, quand l'agrégation est grande ( $>10000$  m) pour  $ALT_1$ , le niveau d'agrégation est plus petit pour  $ALT_2$  ( $<10000$  m) et inversement. Cette tendance est présente pour les précipitations totales et toutes les saisons sauf l'été, où les meilleurs modèles utilisent les niveaux d'agrégation de moyenne distance (12000 m). D'autre part, le niveau d'agrégation de la variable  $DEV$  est toujours compris entre 45000 et 80000 m, avec la plupart des valeurs autour des 60000 m. De toute évidence, les variables d'altitude ont besoin de garder un niveau d'information assez fin par rapport à la variable  $DEV$ .

Les niveaux d'agrégation semblent assez différents de ceux trouvés par MEERSMANS & al. (2016), sauf au niveau de la variable  $ALT_1$ . En effet, cet article montre une variable  $ALT_1$  optimal à une résolution de 4500 m et ce niveau d'agrégation se situe parmi les meilleurs modèles pour chaque simulation réalisée. Pour les deux autres variables, les résultats sont assez divergents et montrent qu'il est primordial d'adapter le modèle utilisé à la zone géographique étudiée.

Il faut également garder à l'esprit que la zone étudiée est beaucoup plus petite dans cette étude que dans l'article de MEERSMANS & al. (2016) où la Belgique entière est considérée. La topographie est également très différente, avec l'Ardenne qui est plus un plateau alors que le massif vosgien est semi-montagneux. Le relief plus complexe et l'effet de vallée peuvent être des explications au fait que les modèles ne tendent pas vers un résultat commun et qu'il existe une grande variabilité entre les régressions à l'intérieur d'un modèle. Malgré cela, les valeurs de  $R^2$  sont tout de même satisfaisantes.

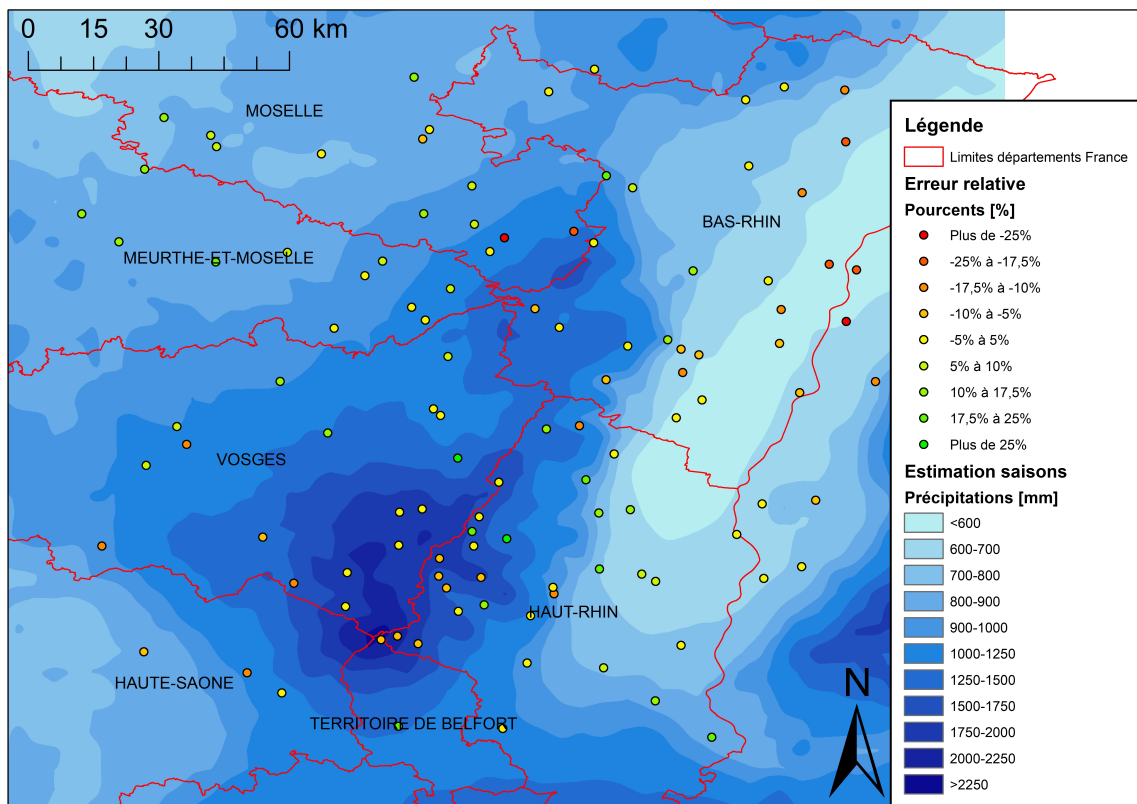
La figure 6 représente les cartes de précipitations finales pour les meilleurs modèles. La modélisation annuelle est montrée à la figure 6a et la modélisation basée sur les saisons à la figure 6b. Cette dernière est réalisée en sommant les cartes résultant des régressions avec le plus grand  $R^2$  pour chaque saison. Les points de couleur représentent les erreurs relatives des estimations par rapport aux précipitations mesurées dans les stations. Les cartes des précipitations des meilleurs modèles par saison sont disponibles dans les annexes 6.5 (hiver), 6.6 (printemps), 6.7 (été) et 6.8 (automne).

Pour la modélisation annuelle la moyenne des erreurs relatives est une surestimation de 1,1 % avec un écart-type de 12 %. Les erreurs relatives maximales sont de -31 % et de +27 %. Sur la figure 6a, une zone de surestimation est présente au Nord-Ouest et une zone de sous-estimation au Sud-Ouest. Au niveau du massif, les estimations semblent correctes mais quelques larges surestimations sont remarquées sur son flanc Est. Tout le Nord de la figure est bien modélisé avec des erreurs relatives très faibles. Par contre, les stations des plaines alsaciennes et de l'Allemagne sont largement sous-estimées (partie Est de la figure).



(a) Modélisation annuelle

4 stations ont des erreurs relatives supérieures à -25 % et 3 stations supérieures à 25 %.



(b) Modélisation saisonnière

La modélisation saisonnière est la somme du meilleur résultat de chaque saison. 2 stations ont des erreurs relatives supérieures à -25 % et 2 stations supérieures à 25 %.

FIGURE 6 – Carte des précipitations pour le modèle avec 112 stations

Concernant la modélisation sur base de la somme des données saisonnières, la moyenne des erreurs relatives est de 1 % avec un écart-type de 11,7 %. Les erreurs relatives maximales sont de -31,1 % et +30 %. En comparant les deux cartes, les zones de surestimations ou de sous-estimations sont quasiment identiques. Une forte zone de sous-estimation est présente à l'Est, avec quelques autres stations éparses sur le massif. Les zones de surestimations se situent au Nord-Est et sur plusieurs stations du versant Est.

L'influence de la variable d'altitude dans le modèle est détectable en observant les résultats des stations alsaciennes, de l'Allemagne et celles du Nord-Est. En effet, en comparant la figure 6 avec le MNT, les cartes suivent la même progression. Les altitudes à l'Est (parfois inférieures à 250 m) sont plus faibles que dans le massif ou à l'Ouest et les précipitations sont sous-estimées, bien que les cumuls annuels enregistrés ne soient pas élevés (<1000 mm). La même remarque peut être émise pour les stations du Nord-Est (stations de Moselle et Meurthe-et-Moselle). L'altitude joue un rôle important car les précipitations sont fortement surestimées alors que les précipitations annuelles sont la plupart du temps inférieures à 1000 mm. Une partie des surestimations présentes sur les stations du massif peut résulter de facteurs topographiques locaux, comme l'effet de vallée ou des stations présentes sur les versants à haute altitude qui influencent le plus les modèles. Malheureusement, le fait de travailler avec des cartes lissées ne permet plus de bien représenter ces vallées.

Le rôle que peuvent jouer les barrières topographiques autour de la zone n'est pas non plus à négliger. En effet, les mesures et les modélisations des stations au Sud et à l'Est pourraient être respectivement influencées par le Jura et la Forêt-Noire. La large zone de sous-estimation à l'Est pourrait être causée par l'influence de la Forêt-Noire. En effet, les stations en Alsace et à la frontière allemande sont particulières car elles se trouvent dans une vallée entre deux barrières topographiques qui subissent l'effet d'ombre pluviométrique. C'est pourquoi il est nécessaire de réaliser une analyse plus centrée sur le massif vosgien (voir section 3.2.3).

Deux constats sont à faire sur ce modèle prenant en compte 112 stations. Le premier est qu'une modélisation des précipitations annuelles basée sur les saisons a un impact légèrement positif sur les résultats. En effet, les modèles basés sur les saisons permettent de réduire le nombre de stations avec des erreurs relatives élevées. Pour les modèles analysés dans ce paragraphe, le pourcentage de stations avec une erreur relative supérieure à 15 % (sous-estimation ou surestimation) passe de 25 stations pour la modélisation sur la valeur annuelle à 21 stations pour celle sur la somme des valeurs saisonnières. Par contre, il n'y a pas de changement dans les erreurs relatives maximales rencontrées et les zones de surestimations et de sous-estimations restent localisées dans les mêmes régions. Le second est que les estimations des stations du massif vosgien sont dans la majorité correctes, avec tout de même une tendance à surestimer certains résultats.

#### 3.2.3 Modèle complet avec 61 stations

Les constatations de la section précédente ont permis de déceler les faiblesses de cette modélisation. La zone d'étude se situe sur le massif vosgien et les 112 stations couvrent un périmètre bien plus large. La modélisation développée dans ce paragraphe est uniquement basée sur les stations présentes dans le massif, pour éviter l'influence des zones aux alentours et des autres barrières topographiques. En effet, l'objectif premier de l'étude est la modélisation des précipitations dans les Vosges sans considérer les régions voisines. Les stations sélectionnées pour cette analyse sont au nombre de 61 et ces dernières sont marquées d'un astérisque dans la liste des stations (annexe 6.1). Elles sont également représentées avec le MNT dans l'annexe 6.4. Cette section est donc basée sur la même équation que la précédente (équation 3), mais en prenant en compte moins de stations pour l'ajustement des régressions linéaires. Les résultats des 10 meilleures régressions pour les précipitations totales et saisonnières sont présentés dans le tableau 3 avec les niveaux d'agrégation des variables et la direction de la circulation dominante considérés.

TABLEAU 3 – Résultats des 10 meilleures régressions pour les précipitations totales et saisonnières pour le modèle complet avec 61 stations

*DD : direction dominante & Agrég : agrégation*

DD [°]	Agrég. $ALT_1$ [m]	Agrég. $ALT_2$ [m]	Agrég. $DEV$ [m]	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> ajusté
<b>Précipitations totales</b>					
190	4500	22500	60000	0,9085	0,9053
200	4500	22500	60000	0,9080	0,9048
180	4500	22500	60000	0,9057	0,9024
260	25000	4000	75000	0,9046	0,9013
200	4500	55000	75000	0,9037	0,9004
210	4500	22500	60000	0,9033	0,9000
210	4500	55000	75000	0,9018	0,8984
270	7000	20000	75000	0,9012	0,8978
260	4500	20000	75000	0,9006	0,8972
270	4500	20000	75000	0,9003	0,8969
<b>Précipitations hiver</b>					
260	7000	20000	75000	0,8929	0,8892
260	4500	20000	75000	0,8905	0,8868
200	60000	10000	60000	0,8900	0,8862
360	9000	4500	70000	0,8895	0,8857
270	7000	20000	75000	0,8891	0,8852
270	20000	7000	75000	0,8890	0,8852
210	60000	10000	60000	0,8879	0,8841
260	6000	20000	75000	0,8878	0,8839
260	6500	20000	75000	0,8874	0,8835
260	8000	20000	75000	0,8869	0,8830
<b>Précipitations printemps</b>					
330	4500	22500	70000	0,8929	0,8892
260	4000	4000	65000	0,8915	0,8877
320	4500	22500	70000	0,8912	0,8874
340	4500	22500	70000	0,8885	0,8846
240	55000	4000	55000	0,8879	0,8841
250	4000	4000	65000	0,8856	0,8816
310	4500	22500	70000	0,8850	0,8810
270	4000	4000	65000	0,8848	0,8808
310	4000	27500	60000	0,8848	0,8808
230	55000	4000	55000	0,8846	0,8807
<b>Précipitations été</b>					
270	25000	1500	75000	0,8896	0,8858
260	25000	4000	75000	0,8889	0,8851
270	25000	4000	75000	0,8889	0,8850
210	8000	55000	75000	0,8883	0,8845
210	4500	55000	75000	0,8876	0,8838
350	25000	1500	70000	0,8870	0,8831
360	25000	1500	70000	0,8865	0,8826
200	4500	55000	75000	0,8864	0,8825
260	4500	25000	75000	0,8862	0,8823
280	25000	1500	75000	0,8859	0,8820
<b>Précipitations automne</b>					
190	4500	22500	60000	0,9132	0,9102
200	4500	22500	60000	0,9130	0,9100
180	4500	22500	60000	0,9099	0,9068
200	60000	10000	60000	0,9093	0,9062
200	6500	22500	60000	0,9090	0,9058
190	6500	22500	60000	0,9089	0,9058
210	4500	22500	60000	0,9088	0,9057
200	70000	10000	60000	0,9087	0,9055
190	7000	22500	60000	0,9071	0,9039
200	7000	22500	60000	0,9070	0,9038

Les  $R^2$  sont compris entre 0,88 pour l'été et 0,91 pour l'automne. Pour comparer les résultats avec le modèle précédent, il faut utiliser le  $R^2$  ajusté. En regardant ce paramètre, l'utilisation de ce modèle permet une amélioration pour la majorité des saisons. Toutes les variables des meilleures régressions ont une p-valeur inférieure à 0,001 et sont donc très significatives.

La variabilité des niveaux d'agrégation est toujours présente mais certaines saisons comme l'hiver et l'automne obtiennent leurs meilleurs résultats pour des directions de la circulation météorologique dominante égales ou proches de l'Ouest, ce qui est le résultat attendu à priori. Ces directions sont aussi présentes dans les 10 meilleures régressions des autres résultats sauf pour l'automne, où les directions dominantes du Sud restent majoritaires. Malgré ces constats, il est impossible de tirer une conclusion claire de ces quelques premiers résultats.

Des tendances sont tout de même à mettre en évidence. Comme dans le paragraphe précédent, si le niveau d'agrégation de la variable  $ALT_1$  est supérieur à un seuil de 10000 m, l'agrégation de la variable  $ALT_2$  est dans la grande majorité des résultats inférieure à ce seuil. Quelques régressions ne suivent pas cette tendance, comme pour le printemps, où certaines des meilleures régressions sont basées sur deux couches d'altitude à forte résolution. Les niveaux d'agrégation de la variable  $DEV$  sont également assez constants, compris entre 55000 et 75000 m, ce qui montre à nouveau que cette variable n'a pas besoin d'une résolution fine. Une dernière tendance est le fait que les niveaux d'agrégation rencontrés pour les trois variables sont pour la plupart des résultats dans les mêmes gammes de valeurs que pour le modèle précédent. Cela montre que les résultats trouvés pour les Vosges sont cohérents entre les analyses par rapport aux différents niveaux d'agrégation des variables, même s'il subsiste une certaine variabilité. L'analyse comparative avec l'article de MEERSMANS & al. (2016), mène aux mêmes observations qu'au paragraphe précédent, elles ne sont donc pas détaillées ici.

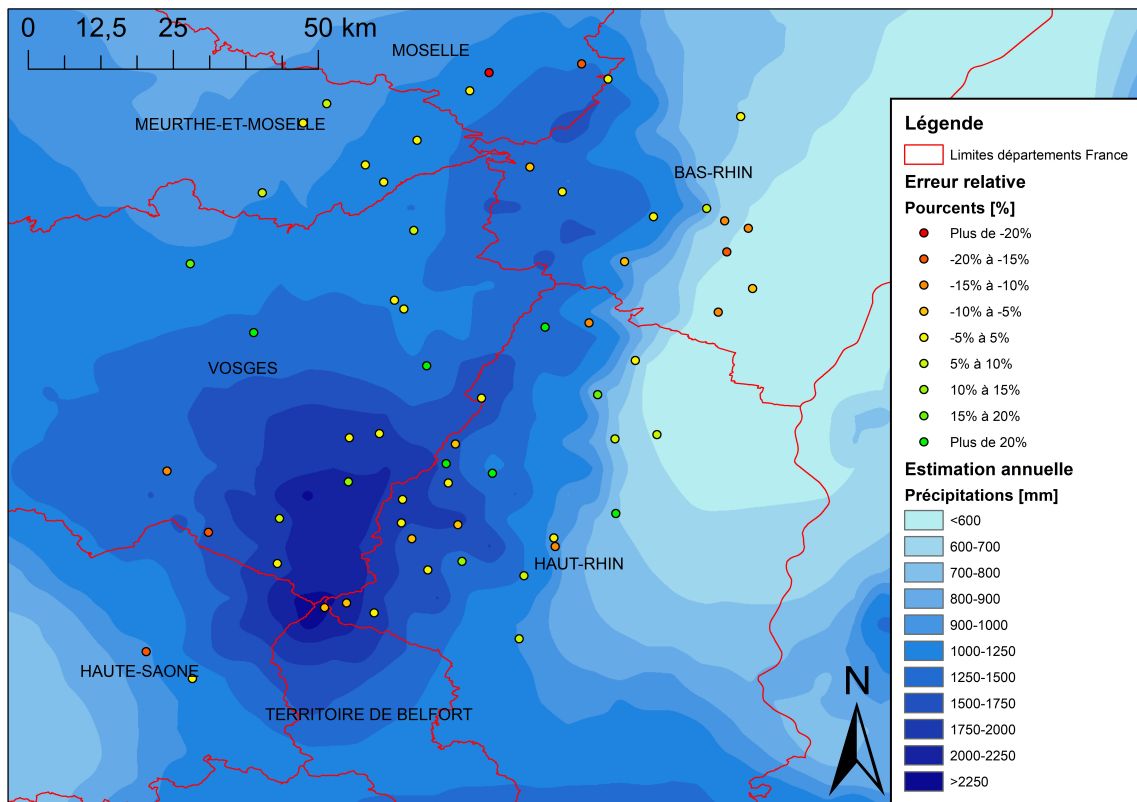
La figure 7 présente les cartes d'estimation des précipitations pour le modèle avec 61 stations centrées sur le massif. Les estimations sur les valeurs annuelles sont montrées à la figure 7a et les celles basées sur la somme des estimations saisonnières à la figure 7b. Les points de couleur représentent les erreurs relatives des différentes stations. Les cartes des précipitations des meilleurs modèles par saison sont disponibles dans les annexes 6.5 (hiver), 6.6 (printemps), 6.7 (été) et 6.8 (automne).

En ce qui concerne le calcul sur les valeurs annuelles, la moyenne des erreurs relatives est de 1 % avec un écart-type de 11,3 %. Les valeurs maximales se situent à -30,4 % et 26,5 %. Une première remarque est que les précipitations semblent bien estimées au niveau des Hautes Vosges (bleu le plus intense), là où les pluies sont les plus intenses. Une zone de surestimation est présente au Nord-Ouest et une zone de sous-estimation au Sud-Ouest. Une zone de sous-estimation persiste également dans le début des plaines alsaciennes. Deux stations au Nord sont également largement sous-estimées.

Pour la modélisation de la somme des saisons, la moyenne des erreurs relatives est de 0,8 % avec un écart-type de 10 %. Les valeurs maximales sont de -29 % et +23,6 %. Sur la figure 7b, les stations des Hautes Vosges semblent également bien estimées. Les mêmes zones de surestimation ou de sous-estimations sont présentes par rapport à la modélisation précédente.

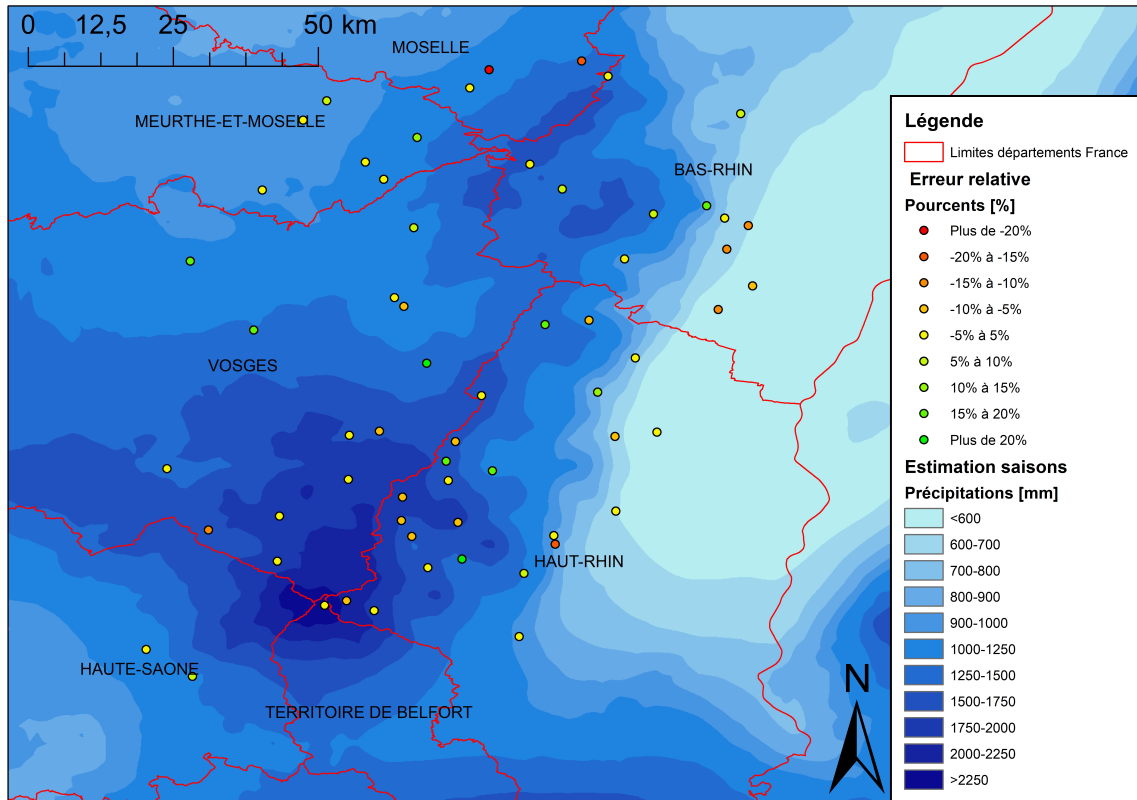
D'une manière générale, les modèles basés sur les saisons permettent de réduire le nombre de stations (61 au total) avec des erreurs relatives élevées. Pour les erreurs relatives supérieures à 15 % (sous-estimation ou surestimation), le nombre de stations passe de 13 à 10. Il est également à noter que le nombre de stations qui ont une erreur relative absolue supérieure à 20 % passe de 8 stations à seulement 2.





(a) Modélisation annuelle

*1 station a une erreur relative supérieure à -20 % et 6 stations ont des erreurs relatives supérieures à 20 %.*



(b) Modélisation saisonnière

*La modélisation saisonnière est la somme du meilleur résultat de chaque saison. 1 station a une erreur relative supérieure à -20 % et 1 station supérieure à 20 %.*

FIGURE 7 – Carte des précipitations pour le modèle avec 61 stations

Une constatation générale en comparant les modèles de 61 et 112 stations est que la réduction du nombre de stations permet une diminution des erreurs relatives et une meilleure estimation des précipitations sur les Hautes Vosges. Les grandes zones contenant des stations sous-estimées ou surestimées n'apparaissent plus. Cependant, certaines stations gardent des erreurs relatives assez élevées même si la tendance est une diminution de plusieurs pourcents entre les deux modèles. Un autre élément à analyser est l'impact des précipitations saisonnières par rapport aux annuelles. Utiliser les données saisonnières permet de diminuer encore les erreurs relatives et surtout de diminuer le nombre et l'amplitude des données extrêmes. Malgré cela, il faut bien prendre en compte que l'analyse saisonnière nécessite environ 4 fois plus de temps de calcul que l'analyse annuelle, vu que les régressions sont réalisées pour les 4 saisons. En résumé, le modèle qui estime de la manière la plus complète les précipitations dans les Vosges est le modèle de 61 stations basé sur les saisons, tout en gardant à l'esprit qu'il reste imparfait pour certaines stations et qu'il nécessite un temps de calcul plus élevé que la modélisation basée sur les valeurs annuelles.

Il faut tout de même noter que l'utilisation d'une variable qui prend en compte l'orientation de la pente par rapport aux flux météorologiques pour l'estimation des précipitations est une approche qui donne souvent les meilleurs résultats au niveau des régressions linéaires (PORTALÉS & al., 2010 ; CAMERA & al., 2013). L'étape suivante pourrait être de prendre en compte les hétérogénéités topographiques locales directement dans le modèle en appliquant par exemple une régression géographiquement pondérée (GWR) qui permet de changer l'importance des différentes variables indépendantes dans la régression en fonction de la spatialisation. Cette méthode est plus performante que les régressions linéaires multiples (BRUNSDON & al., 2001 ; CAMERA & al., 2013). Cela pourrait être utile pour la représentation de l'ombre pluviométrique. Avec cette méthode, les résultats pourraient par exemple être meilleurs pour les zones à l'Est (plaines alsaciennes) et à l'Ouest des Vosges. Cette technique permettrait également de prendre en compte la position des stations dans les vallées.

Une autre piste d'amélioration pourrait être de faire une interpolation via un algorithme classique (krigeage, IDW) sur les résidus. Cela permettrait d'ajouter de la précision dans les cartes de précipitations. Cette approche pourrait être testée et les résultats comparés avec VICENTE-SERRANO & al. (2003) et SCHNECK & al. (2021) qui ont appliqué cette procédure sur les résidus mais qui n'ont pas trouvé d'amélioration.

### 3.2.4 Mesure de la variabilité entre les modèles

Les valeurs de RMSE pour le meilleur modèle de chaque catégorie sont présentées au tableau 4. Il peut paraître étonnant que les RMSE et les écarts-types soient supérieurs pour le modèle sur 61 stations que pour celui sur 112 stations, vu que l'étude est centrée sur les Vosges. Cela vient du fait qu'en considérant 112 stations, la majorité se trouve à plus basse altitude, avec des précipitations assez constantes. Ce tableau permet également de mieux comprendre les  $R^2$  obtenus. En effet, les RMSE du printemps et de l'été sont plus faibles, il serait donc normal que les  $R^2$  soient les plus élevés pour ces saisons. Cependant, l'écart-type des observations est inférieur à 100 mm, le ratio RMSE sur écart-type des observations est donc plus élevé : la variabilité est donc moins expliquée par ces deux saisons que pour les autres catégories. L'amélioration constatée pour le modèle basé sur la somme des 4 saisons par rapport à celui sur les précipitations annuelles est également visible.

L'analyse de la variabilité entre les modèles est importante vu qu'aucun niveau d'agrégation ni de direction dominante n'est mis en exergue par l'analyse des résultats des 10 meilleures régressions pour chaque modèle. Cette analyse est basée sur les 1000 résultats avec le plus grand  $R^2$ . Les occurrences des différents niveaux d'agrégation ( $ALT_1$ ,  $ALT_2$  et  $DEV$ ) et des directions dominantes sont calculées et présentées dans cette section, pour les modèles complets prenant en compte 61 et 112 stations. Sur les résultats analysés, les  $R^2$  ne descendent pas en-dessous de 0,85 sauf dans un cas. Cela montre que les 1000 premiers résultats ont tous des valeurs de  $R^2$  correctes.

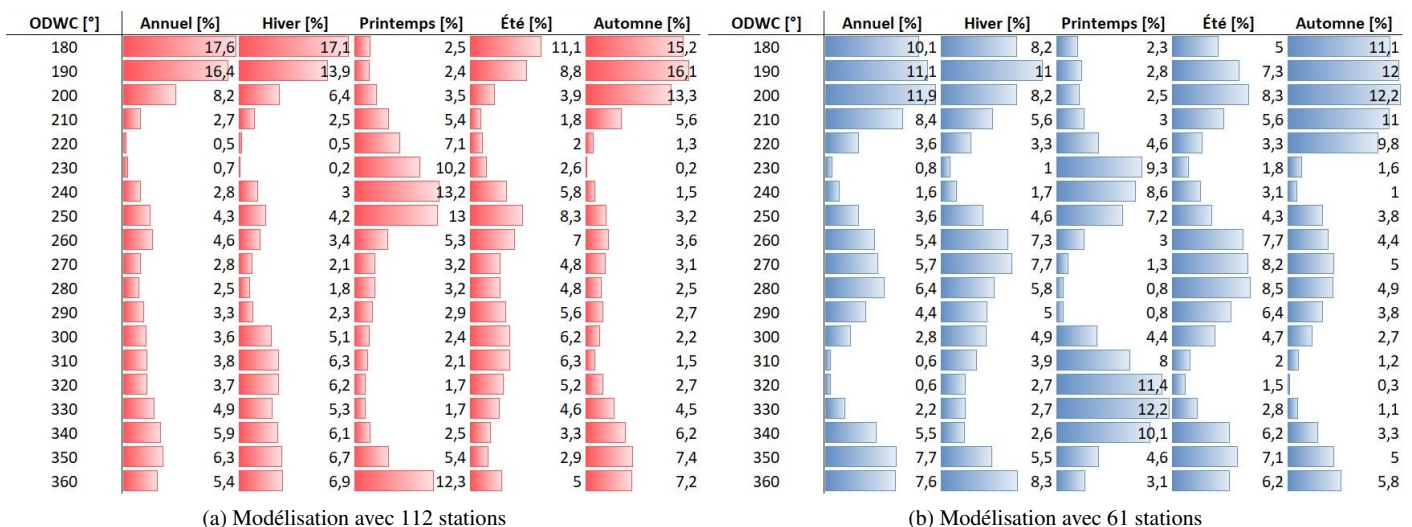
Les paragraphes suivants se concentrent sur l'étude des occurrences pour les différentes variables. Tout d'abord, les occurrences des différentes directions dominantes sont présentées dans le tableau 5. Les valeurs pour le modèle avec 112 stations sont représentées dans le tableau 5a et celles pour le modèle avec 61 stations

TABLEAU 4 – Paramètres statistiques pour les meilleures régressions sur 112 et 61 stations

	RMSE [mm]	Écart-type observations [mm]	Ratio
<b>112 stations</b>			
Annuel	129,2	414	0,312
Somme saisons	120,6	414	0,291
Hiver	43,4	138,8	0,312
Printemps	28,3	74,1	0,381
Été	31	79,9	0,387
Automne	37,5	126,6	0,296
<b>61 stations</b>			
Annuel	136,5	456,3	0,299
Somme saisons	121,9	456,3	0,267
Hiver	49,2	151,6	0,325
Printemps	26,4	81,2	0,325
Été	29,7	90,2	0,329
Automne	40,5	138,9	0,292

dans le tableau 5b. Les histogrammes à l’intérieur des cellules montrent l’occurrence en pourcents des différentes directions pour chaque saison dans les 1000 premiers modèles. Dans ces deux tableaux, les directions de 180° à 200° sont majoritaires. La tendance rencontrée dans les 10 meilleurs modèles se confirme donc à plus large échelle. Cette domination semble encore plus marquée pour le modèle qui considère 112 stations, où les pourcentages d’occurrence sont plus élevés. La direction de 200° est par contre le plus souvent utilisée par le modèle à 61 stations. La saison du printemps ne suit pas vraiment les généralités qui peuvent être tirées des autres. En effet, les directions dominantes de 210° à 260° sont bien utilisées. Pour le modèle à 112 stations, les directions vers l’Ouest sont minoritaires alors que pour l’autre modèle, elles représentent une part non négligeable, surtout pour l’hiver et l’été. Les directions situées au Nord sont aussi présentes pour certaines régressions mais celles-ci n’ont pas été plus investiguées, sauf en testant une direction de 45°, c’est-à-dire Nord-Est (voir section 3.2.5). D’une manière générale, il y a une plus grande diversité de direction pour le modèle à 61 stations. Dans le modèle de 112 stations, les saisons du printemps et de l’été se distinguent par rapport aux deux autres.

TABLEAU 5 – Occurrences des directions dominantes dans les 1000 premiers résultats des différentes modélisations



L'allure des distributions permet d'adapter le domaine de calcul. Ceci ne peut être fait qu'après une première analyse. Par exemple, pour le modèle annuel sur 112 stations, le maximum d'occurrences est atteint pour une direction dominante de 180°. Le domaine de calcul pourrait être adapté dans un second temps à des directions entre 90° et 270°, pour que le maximum présumé soit au centre de la distribution. Ces améliorations n'ont pas été mises en place pour chaque modèle, seulement certaines directions dominantes ont été testées dans la section 3.2.5. Les distributions des modélisations sur 112 stations semblent être unimodales, alors que celles des modélisations sur 61 stations sont plutôt bimodales ou multimodales. Ceci pourrait refléter les différentes directions dominantes des pluies en fonction des saisons. Ces éléments sont probablement moins visibles sur la figure de gauche car elle n'est pas centrée sur le massif vosgien. Cette distribution bimodale est particulièrement visible pour la saison du printemps de l'analyse sur 61 stations.

Ensuite, pour les niveaux d'agrégation des trois variables ( $ALT_1$ ,  $ALT_2$  et  $DEV$ ), des histogrammes d'occurrences parmi les 1000 premières régressions sont présentés dans les paragraphes suivants. Ils sont exprimés en pourcentages. 8 classes d'agrégation ont été créées pour cette analyse. Chacune regroupe 4 niveaux d'agrégation. Les graphiques sont présentés séparément pour les modélisations sur 61 et 112 stations.

Concernant la variable  $ALT_1$  (tableau 6), la plupart des modèles utilisent des valeurs de classes d'agrégation de 4000-5500, 8000-10000 et 19000-25000 m. La classe de 6000-7500 m est également utilisée pour la modélisation de 61 stations. Les agrégations de 4000, 4500 et 9000 m sont les plus représentées, en ajoutant celle de 20000 m pour la modélisation sur 112 stations. Pour cette dernière, le printemps et l'été utilisent principalement l'agrégation à 4000 m alors que celle de 9000 m est privilégiée pour la modélisation de l'automne. Cela est moins clair pour les modélisations sur 61 stations, où il existe une plus grande diversité dans les niveaux d'agrégation.

TABLEAU 6 – Occurrences des niveaux d'agrégation dans les 1000 premiers résultats pour la variable  $ALT_1$

Classe d'agrégation [m]	Annuel [%]	Hiver [%]	Printemps [%]	Été [%]	Automne [%]	Classe d'agrégation [m]	Annuel [%]	Hiver [%]	Printemps [%]	Été [%]	Automne [%]
500-800	1,6	1,4	0,7	0,8	2,3	500-800	4	3,9	3,2	4,2	4
900-1500	2	1,7	2,6	1,8	2,8	900-1500	4,4	3,7	6,7	4,6	4,3
1750-2500	2,3	1,8	2,5	1,8	3,1	1750-2500	5	4,4	4,4	5,5	4,4
2750-3500	3,1	2,4	3,9	2,4	3,7	2750-3500	5,1	3	3,6	5	5,1
4000-5500	30,4	29,7	55	44,2	8,8	4000-5500	17,7	24,3	30,4	19,7	9,6
6000-7500	7,8	11	7,4	4,5	8,3	6000-7500	12,9	14,4	8	7,1	13,1
8000-10000	26,3	28,3	4,4	9,8	36,8	8000-10000	15,1	16,7	7,4	6,2	20,4
11000-14000	5,2	3,9	2,9	11,9	5,9	11000-14000	3	1,7	4,7	4	4,3
15000-18000	0,9	0,9	1	0	1,7	15000-18000	1,6	2,1	1,6	0,4	3
19000-25000	15,9	14,9	10,1	17,5	21,6	19000-25000	22	18,4	19,6	30,9	19,6
27500-35000	1,1	1,3	0,9	0,1	1,2	27500-35000	1,7	1,4	2,1	1,8	2,5
37500-50000	1	0,7	1,7	1,6	1,2	37500-50000	2,1	1,8	2,1	2,5	2,4
55000-70000	1,1	1	5,4	1,2	1,2	55000-70000	3,6	2,9	2,9	6,4	5,2
75000-90000	1,3	1	1,5	2,4	1,4	75000-90000	1,8	1,3	3,3	1,7	2,1

(a) Modélisation avec 112 stations

(b) Modélisation avec 61 stations

Pour la variable  $ALT_2$  (tableau 7), ce sont les classes d'agrégation de 4000-5500, 8000-10000 et 19000-25000 m qui sont les plus présentes. Le printemps et l'été suivent un schéma opposé aux modélisations des précipitations annuelles, de l'hiver et de l'automne. En effet, sur le tableau 7a, ces trois dernières modélisations atteignent leur maximum d'occurrences dans la classe de 8000-10000 m alors que le printemps et l'été l'atteignent pour la classe de 4000-5500 m.

L'analyse sur les deux premières variables montre que  $ALT_1$  utilise le plus souvent un niveau d'agrégation inférieur ou égal à 10000 m pour les modélisations avec 112 stations. En outre, les résultats sont plus équilibrés pour les modélisations avec 61 stations. Les distributions sont tout de même fort semblables pour les deux variables avec les mêmes classes qui sont les plus représentées. Les distributions des classes d'agrégation rencontrées sont le plus souvent bimodales, au vu des combinaisons remarquées entre  $ALT_1$  et  $ALT_2$ , avec un seuil à 10000 m pour séparer les deux modes.

TABLEAU 7 – Occurrences des niveaux d’agrégation dans les 1000 premiers résultats pour la variable  $ALT_2$

Classe d’agrégation [m]	Annuel [%]	Hiver [%]	Printemps [%]	Été [%]	Automne [%]	Classe d’agrégation [m]	Annuel [%]	Hiver [%]	Printemps [%]	Été [%]	Automne [%]
500-800	7	8,6	3,2	6,1	2,3	500-800	1,5	4	3	3,8	0
900-1500	7,7	8,3	4,4	8,5	2,5	900-1500	4	6,1	6,6	5,9	0,8
1750-2500	8,3	7,8	4,9	9,1	1,8	1750-2500	4,2	5,7	6,1	5,8	0,9
2750-3500	6,4	6,5	5,1	6,7	4,2	2750-3500	4,5	4,8	3,2	5,3	2
4000-5500	15,5	14,7	27,9	17,6	11,3	4000-5500	12,8	15,6	35,2	20,3	7,8
6000-7500	7,3	10,2	4,8	3,8	10,4	6000-7500	8,6	9,9	4,7	6,6	9,7
8000-10000	20,3	20,7	4,1	5,4	33,7	8000-10000	27,4	19,7	6,3	6,5	37,5
11000-14000	6,3	4	3,7	5,4	6,9	11000-14000	1,5	1	4,3	2	2
15000-18000	0	0,4	1,2	1,1	0,8	15000-18000	1,3	3,6	0,5	1,8	1
19000-25000	17,7	17,6	16,7	14,8	21,8	19000-25000	28,8	25,7	22,5	29,5	32
27500-35000	3,2	1,2	11,6	13,3	2,3	27500-35000	0	0,1	4	0,5	0,5
37500-50000	0	0	3,1	1,5	0,9	37500-50000	0	0	1	0,7	0
55000-70000	0,3	0	9,3	2,6	0,7	55000-70000	5,4	3,8	1,9	10,8	5,8
75000-90000	0	0	0	4,1	0,4	75000-90000	0	0	0,7	0,5	0

(a) Modélisation avec 112 stations

(b) Modélisation avec 61 stations

L’agrégation sur la variable  $DEV$  (tableau 8) permet de définir une gamme de valeurs d’agrégation comprise entre 55000 et 70000 m. Les niveaux d’agrégation inférieurs ne sont quasiment pas utilisés. Le niveau d’agrégation de 60000 m est le plus fréquent, sauf pour l’été (65000 m ou 75000 m) et le printemps (55000 m). La variable  $DEV$  est un le seul pour lequel il serait envisageable de vraiment limiter l’analyse sur quelques niveaux d’agrégation en étant sûr de trouver les régressions avec les  $R^2$  les plus élevés. Le choix d’arrêter l’analyse à 90000 m semble justifié au vu des deux figures. De plus, ce niveau d’agrégation n’est presque pas utilisé dans la classe 75000-90000 m.

TABLEAU 8 – Occurrences des niveaux d’agrégation dans les 1000 premiers résultats pour la variable  $DEV$

Classe d’agrégation [m]	Annuel [%]	Hiver [%]	Printemps [%]	Été [%]	Automne [%]	Classe d’agrégation [m]	Annuel [%]	Hiver [%]	Printemps [%]	Été [%]	Automne [%]
500-800	0	0	0	0	0	500-800	0	0	0	0	0
900-1500	0	0	0	0	0	900-1500	0	0	0	0	0
1750-2500	0,3	0	0,5	0,7	0	1750-2500	0	0	0	0	0
2750-3500	0	0	0,2	0	0	2750-3500	0	0	0	0	0
4000-5500	0	0	0	0	0	4000-5500	0	0	0	0	0
6000-7500	0,1	0,6	0,6	0,4	0	6000-7500	0	0	0	0	0
8000-10000	0,7	0,4	1,1	1,8	0,3	8000-10000	0	0	0	0	0
11000-14000	0,1	6,1	0	0	0	11000-14000	0	0	0	0	0
15000-18000	0,2	0,2	0	0,5	0	15000-18000	0	0	0	0	0
19000-25000	0	0	1,6	0,5	0	19000-25000	0	0	0	0	0
27500-35000	0	0	0,1	6,2	0	27500-35000	0	0	0	0	0
37500-50000	3,6	1,6	9,7	7	0	37500-50000	0,5	1,9	2,2	0,9	0
55000-70000	86	80,5	53,7	66,7	85,2	55000-70000	71,1	65,3	89,9	54	70
75000-90000	9	10,6	32,5	16,2	14,5	75000-90000	28,4	32,8	7,9	45,1	30

(a) Modélisation avec 112 stations

(b) Modélisation avec 61 stations

Il est difficile d’établir un lien clair entre niveaux d’agrégation et saisonnalité qui pourrait expliquer certaines des différences rencontrées. Il est tout de même intéressant d’observer dans la plupart des cas des distributions bimodales. Celles-ci pourraient être le résultat de plusieurs dynamiques de précipitations à des échelles spatiales et des altitudes différentes. En effet, vu le relief accidenté des Vosges, des phénomènes tel que l’effet de vallée peuvent survenir à une plus faible emprise spatiale que la circulation dominante.

Il faut également être conscient que ces résultats et ces analyses sont valables pour les Vosges et que les niveaux d’agrégation optimaux vont différer d’une barrière topographique à l’autre, ce qui est le cas si les valeurs dégagées dans cette section sont comparées à celles de MEERSMANS & al. (2016). Cette dernière étude étant réalisée sur des données annuelles, les valeurs saisonnières ne sont pas considérées. La seule variable pour laquelle les deux études s’accordent est  $ALT_1$ . En effet, MEERSMANS & al. (2016) obtient une valeur de 8100 m et le niveau d’agrégation le plus utilisé est celui de 9000 m. Pour les deux autres variables, les différences sont très importantes. En définitive, la méthodologie développée ne fonctionne pas aussi bien que sur le massif ardennais. Effectivement, même en réalisant une analyse sur les 1000 meilleurs résultats des modèles, il reste difficile de tirer des conclusions générales compte tenu de la variabilité considérable entre les modèles.

#### 3.2.5 Analyse des directions dominantes

Comme dit précédemment, la direction dominante de la circulation météorologique va d'Ouest en Est pour les Vosges. Malgré cela, un nombre assez important des régressions utilisent d'autres directions, comme celles du Sud-Sud-Est, pour offrir les meilleurs résultats. Il est donc important d'effectuer des analyses supplémentaires dans d'autres directions dominantes. En effet, les résultats ne permettent pas d'identifier une direction ou une gamme de directions offrant les performances les plus élevées pour chaque situation, comme dans MEERSMANS & al. (2016).

Pour réaliser cette analyse, deux tests supplémentaires ont été réalisés. Le premier explore les directions proches du Sud mais vers l'Est. En effet, dans les tableaux 2 et 3, des directions de 180° à 200° sont présentes à de nombreux endroits. Le second va s'attarder sur les directions de l'Est. Les précipitations convectives n'étant pas d'origine océanique, elles ne sont donc pas influencées par la circulation d'Ouest en Est. C'est pourquoi il est intéressant de tester des directions orientées vers l'Est.

Pour le premier test, les régressions avec la variable *DEV* pour des directions de 160° et 170° ont été calculées. Celles-ci ont pour but de savoir si le  $R^2$  des modèles avec une direction dominante orientée vers le Sud (180°) augmente encore vers le Sud-Est. Ces tests montrent que les  $R^2$  sont inférieurs aux modèles ayant des directions dominantes proches du Sud.

Pour le second test, trois directions sont testées : 45° (Nord-Est), 90° (Est) et 135° (Sud-Est). Celles-ci permettent d'avoir un aperçu des  $R^2$  des modèles avec des variables *DEV* orientés vers l'Est. Aucun test supplémentaire n'est fait si les  $R^2$  sont plus faibles que ceux obtenus sans considérer l'Est. Les trois tests réalisés vers l'Est n'ont pas donné de résultats significatifs par rapport à ceux trouvés pour les autres directions. Leur  $R^2$  sont toujours inférieurs d'environ 2 %, pour les précipitations annuelles et saisonnières.

Des pistes d'explications qui permettent d'expliquer le fait qu'aucune direction dominante ne peut être mise en évidence sont principalement le relief topographique et les phénomènes météorologiques locaux qui peuvent y prendre place. Le plateau ardennais étudié dans MEERSMANS & al. (2016) n'est pas caractérisé par des pentes abruptes, un relief accidenté avec des zones montagneuses et de larges vallées, comme le sont les Vosges. C'est principalement ces éléments de topographie et d'altitude qui marquent les différences entre les deux études, étant donné que ces deux régions sont sous l'influence de masses d'air océaniques.

Malgré le fait que les meilleurs  $R^2$  restent dans les 19 directions dominantes étudiées au départ, l'hypothèse d'une circulation dominante d'Ouest en Est a été mise à mal. Les tests ont révélé que ce choix était correct mais qu'il pourrait être préférable, lorsque la topographie peut avoir une forte influence, de directement considérer quelques autres directions. Ici, d'autres directions dominantes auraient pu être intégrées car certains articles décrivent des types d'événements extrêmes qui ne sont pas liés à des masses d'air océaniques dans cette région.

### 3.2.6 Mesure de la variabilité entre les couches finales

Vu la variabilité présente entre les différentes régressions au niveau de la direction dominante et des résolutions utilisées (voir section 3.2.4), il est intéressant d'étudier la variabilité au sein même des couches finales de précipitations. Pour réaliser cette analyse, les couches résultant des 10 régressions au plus grand  $R^2$  ont été construites via ArcGIS. Elles ont été réalisées pour l'analyse saisonnière (somme des meilleures régressions par saison) et pour l'analyse annuelle en prenant en compte la modélisation avec 61 stations. Les calculs des paramètres statistiques sont effectués sur tous les pixels qui possèdent les mêmes coordonnées géographiques. Par exemple, la couche résultant de l'écart-type est un raster où chaque pixel représente l'écart-type calculé sur les pixels de même localisation des 10 rasters d'entrée.

Pour l'analyse concernant les précipitations basée sur les saisons, les précipitations minimales sont comprises entre 456 et 512 mm/an et les précipitations maximales entre 2260 et 2435 mm/an. L'écart-type des pixels des 10 rasters est compris entre 6 et 102 mm. Les zones où la dispersion est la plus importante (écart-type élevé) se situent où les stations de mesure sont manquantes. Une de ces zones se situe dans la région formée par les stations 97, 105, 107 et 109 (voir annexe 6.4). Cette région qui présente un grand écart-type se situe sur le versant Ouest des Vosges, au Nord des Hautes Vosges. Une raison qui pourrait expliquer ces valeurs élevées serait le manque de stations pluviométriques alors que c'est une zone propice aux précipitations résultant de l'effet de foehn. Une deuxième zone se situe entre les stations 42 et 54. La différence maximale rencontrée entre les pixels des 10 couches est de 340 mm, et cette valeur se situe sur le versant Ouest où l'écart-type est le plus élevé. La différence moyenne entre la plus petite et la plus grande valeur des modélisations est de 129 mm.

L'analyse sur les 10 cartes des précipitations annuelles montre des minimums compris entre 312 et 504 mm et des valeurs maximales comprises entre 2344 et 2491 mm/an. L'écart-type est compris entre 4 et 220 mm. La même zone d'écarts-types élevés est présente sur le versant Ouest. Il y a une autre zone, au Sud-Ouest, qui présente également de grands écarts-types. Elle est comprise entre les stations 32 et 106 (voir annexe 6.4). Les mêmes raisons évoquées ci-dessus (manque de stations et effet de foehn) pourrait être une part de l'explication des écarts-types élevés. La différence maximale rencontrée entre les pixels est de 660 mm, cette valeur se situant également sur le versant Ouest. La moyenne des différences maximales enregistrées est de 292 mm.

La variabilité semble assez bien contrôlée entre les différents résultats malgré le fait que les rasters sont construits à partir de directions dominantes de la circulation météorologique et de niveaux d'agrégation très différents. Les modèles annuels présentent une plus grande variabilité que les modèles saisonniers. C'est assez compréhensible étant donné qu'une modélisation basée sur les 4 saisons permet un ajustement plus fin des quantités précipitées. Les zones qui comportent moins de stations pluviométriques sont les endroits où la variabilité est maximale, ce qui montre l'importance d'avoir un maillage d'observations assez dense. Ces zones se situent à des altitudes élevées ne permettant pas toujours une estimation fiable. Sur les 61 stations sélectionnées, seulement 10 se situent à des altitudes supérieures à 700 m, alors que le massif culmine à plus de 1400 m. Il serait donc nécessaire de réaliser une analyse plus détaillée sur cette région ou de se procurer quelques données de stations qui pourraient exister à l'heure actuelle pour voir si elles permettent d'apporter une diminution de la variabilité dans cette zone.

### 3.3 Validation croisée et comparaison avec un krigeage

La validation croisée est réalisée sur les résultats des précipitations annuelles moyennes pour 61 stations et pour un krigeage ordinaire. Cette méthode d'interpolation donne des résultats satisfaisants pour l'estimation des précipitations dans plusieurs articles par rapport à d'autres techniques d'interpolation comme IDW (VICENTE-SERRANO & al., 2003 ; WANG & al., 2014 ; KATIPOĞLU, 2022). La figure 8 représente le semivariogramme de l'interpolation par krigeage. L'ajustement de la fonction est réalisé via un modèle gaussien. Une forte dépendance spatiale peut-être observée jusqu'à un peu plus de 75000 m.

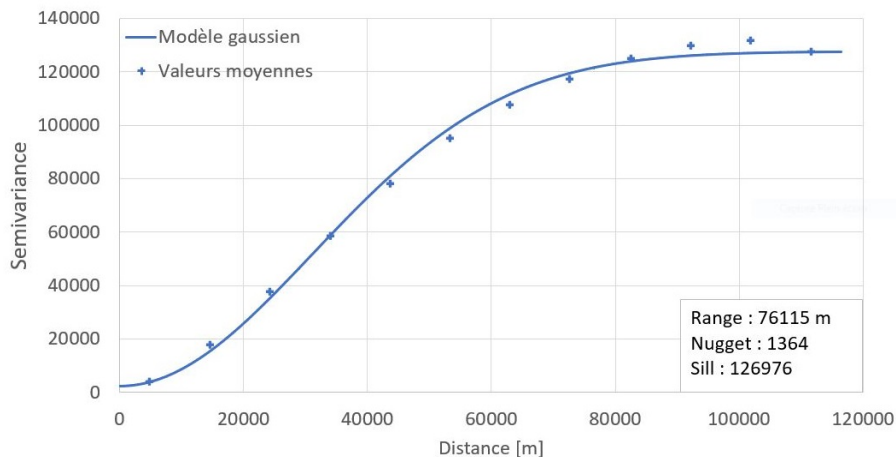
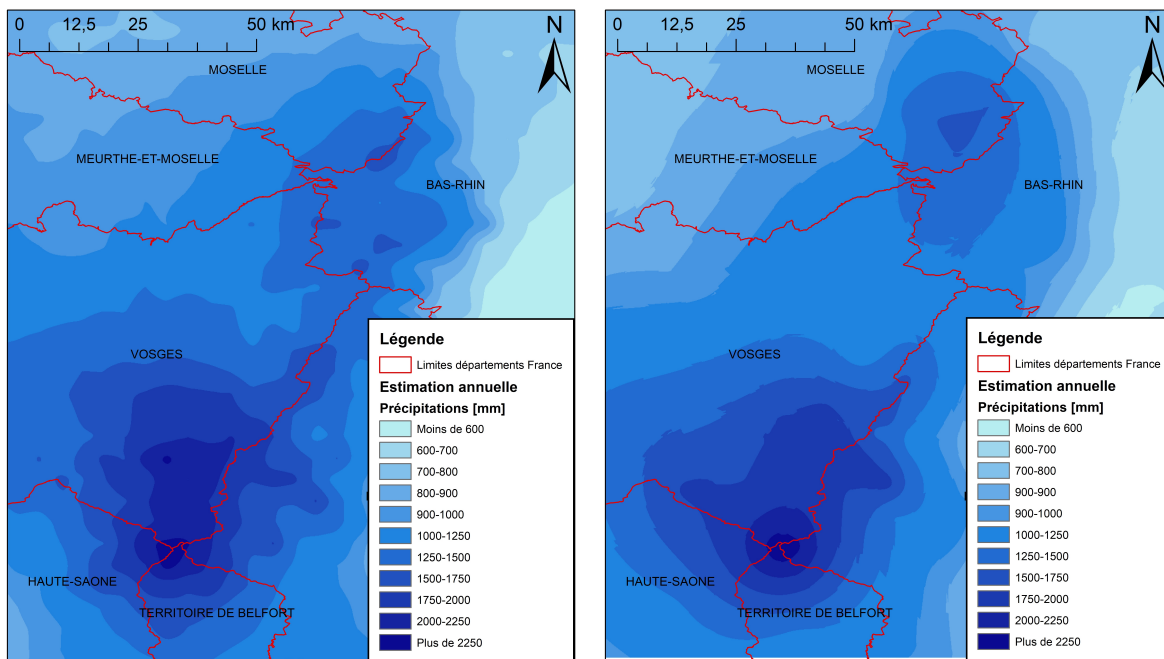


FIGURE 8 – Semivariogramme de l'interpolation par krigeage ordinaire

La figure 9 montre les cartes des précipitations pour le modèle sur 61 stations et le krigeage, ainsi que la carte des de la différence entre le modèle et le krigeage. Les erreurs relatives sont celles du modèle. À l'Ouest des Vosges, les valeurs du modèle semblent plus élevées que pour le krigeage. Ce dernier doit sous-estimer les valeurs dans cette région car les erreurs relatives du modèle sont faibles. À l'inverse, du côté Est et au Sud-Ouest, le krigeage donne de meilleurs résultats. En effet, il y a une sous-estimation du modèle et les valeurs de krigeage, qui sont plus élevées (différence négative), semblent plus exactes. Cela montre à nouveau l'impact probable de la Forêt-Noire sur les valeurs enregistrées dans cette région. Au niveau du massif, les valeurs du modèle sont dans la majorité des cas assez semblables ou légèrement supérieures pour le modèle. Le krigeage estime mieux les stations qui présentent des surestimations sur le massif.

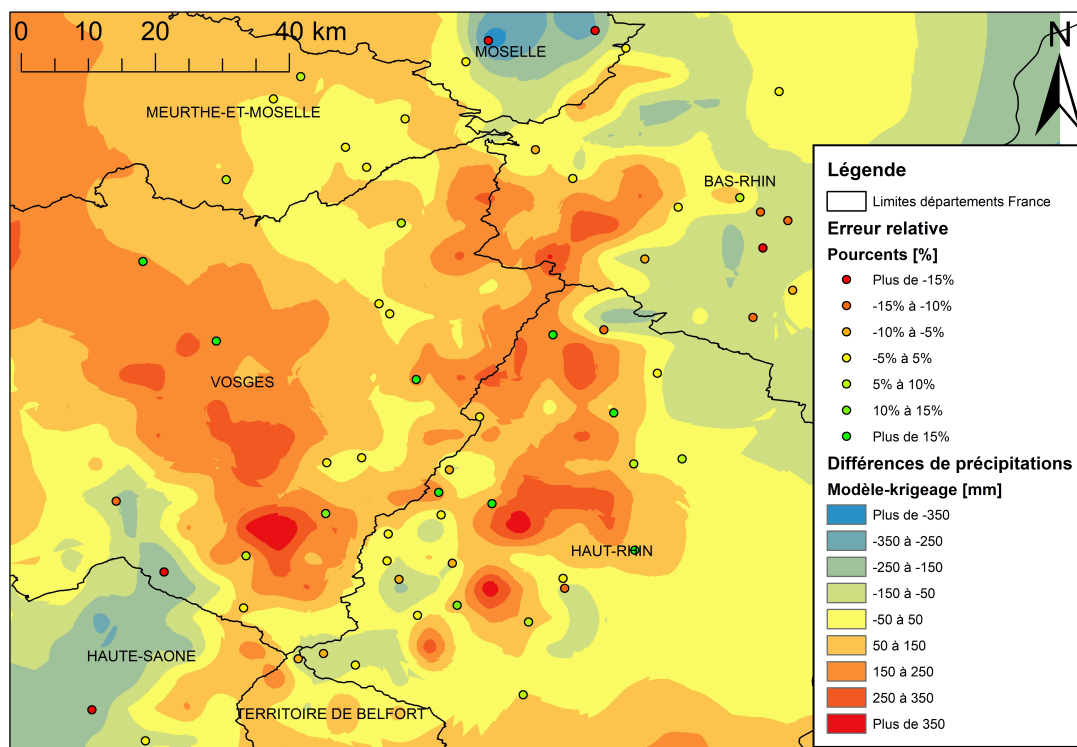
Les résultats de la validation croisée sont calculés via la moyenne des 100 répétitions. Les box plots des RMSE sont présentées à la figure 10. Un test T de Student a été effectué sur les données. Une RMSE moyenne de 132 mm/an est obtenue pour le modèle sur 61 stations. Les valeurs vont de 43 à 257 mm/an. Pour le krigeage, la RMSE moyenne est de 177 mm/an avec des valeurs comprises en 96 et 233 mm/an. Ces résultats prouvent que l'approche développée dans cette étude fait sens. En effet, la RMSE est réduite de 25 % par rapport à une technique d'interpolation classique. Les ratios de la RMSE sur l'écart-type des observations sont toujours inférieurs à 1 (compris entre 0,11 et 0,78) pour le modèle sur 61 stations. Les modèles expliquent donc une part importante de la variabilité et les erreurs sont donc maîtrisées. Le même constat est à tirer pour le krigeage, avec des valeurs comprises entre 0,22 et 0,86.





(a) Carte des précipitations modèle

(b) Carte des précipitations krigeage



(c) Carte des différences de précipitations

FIGURE 9 – Cartographies des précipitations pour le modèle annuel sur 61 stations et l’interpolation par krigeage

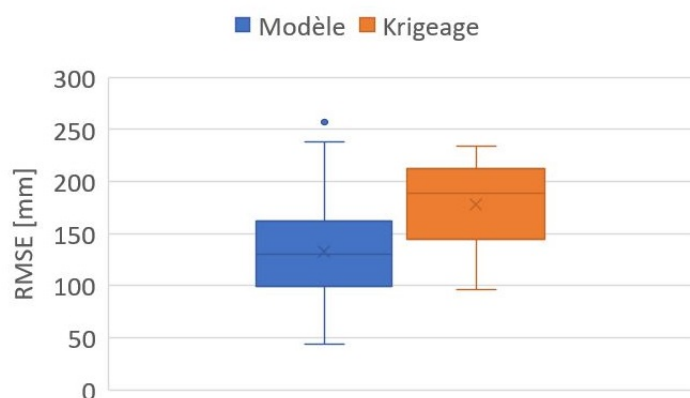


FIGURE 10 – Box plots des RMSE pour le modèle sur 61 stations et l’interpolation par krigeage

### 3.4 Comparaison des modèles avec le MAR

Dans cette section, une comparaison est réalisée entre les résultats du downscaling statistique, c’est-à-dire les meilleurs modèles ( $R^2$  les plus élevés) de cette étude et du downscaling physique, c’est-à-dire les sorties du modèle atmosphérique régional (MAR). Il est tout d’abord utile de signaler les différences entre les deux approches : le downscaling statistique est entraîné sur les observations des stations alors que le downscaling physique se base sur des paramètres tels que le vent, la température et l’humidité aux frontières du système, sans considérer de mesures de précipitations. Pour chaque station, les valeurs estimées de précipitations obtenues sont comparées avec le point extrait du MAR le plus proche, dans son maillage ( $4 \times 4 \text{ km}^2$  pour une valeur) assez dense. Les analyses sont effectuées sur les 61 stations du massif pour les précipitations annuelles et saisonnières. Le tableau 9 détaille les paramètres statistiques calculés sur les erreurs relatives et sur les données de précipitations pour la RMSE (équation 1). Les deux premières lignes permettent d’avoir un point de comparaison pour la RMSE. Les lignes maximums et minimums correspondent aux erreurs relatives extrêmes. Ces paramètres vont permettre la comparaison entre les méthodes d’estimation des précipitations. Les colonnes « modèle » font référence au downscaling statistique et les colonnes « MAR » au downscaling physique. La figure 11 montre les distributions des erreurs relatives (modélisation annuelle) par classes de 5 % et l’annexe 6.9 reprend l’ensemble des erreurs relatives pour les 61 stations, les résultats étant classés par altitude croissante des stations.

TABLEAU 9 – Paramètres statistiques des downscalings statistique et physique

*Modèle : downscaling statistique sur 61 stations & MAR : downscaling physique*

	Année		Hiver		Printemps		Été		Automne	
Précipitations observées										
Précipitation moyenne [mm]	1247		332		293		304		318	
Écart-type [mm]	456,3		151,6		81,2		90,2		138,9	
Paramètre statistique	Modèle	MAR	Modèle	MAR	Modèle	MAR	Modèle	MAR	Modèle	MAR
Maximum [%]	23,6	54,8	51,4	68,1	24,0	34,2	25,3	29,6	36,4	90,6
Minimum [%]	-29,0	-33,0	-35,6	-42,7	-23,4	-31,8	-25,7	-33,4	-30,6	-32,5
Moyenne [%]	0,8	-2,1	1,3	-5,2	0,6	-5,5	0,9	-4,5	1,4	7,3
Écart-type [%]	10,0	16,6	15,8	22,6	9,2	12,0	10,1	13,8	14,2	23,7
RMSE [mm]	136,5	233,6	49,2	82,3	26,4	45,6	29,7	55,5	40,5	73,9
Biais [%]	0	-4,2	0	-7,2	0	-6,9	0	-7,1	0	4,4

Une première constatation à tirer du tableau 9 est que d’une manière générale, les résultats des paramètres statistiques montrent que le downscaling statistique estime mieux les quantités précipitées. C’est logique car il est réalisé à partir des mesures des stations pluviométriques. Les erreurs relatives maximales et minimales

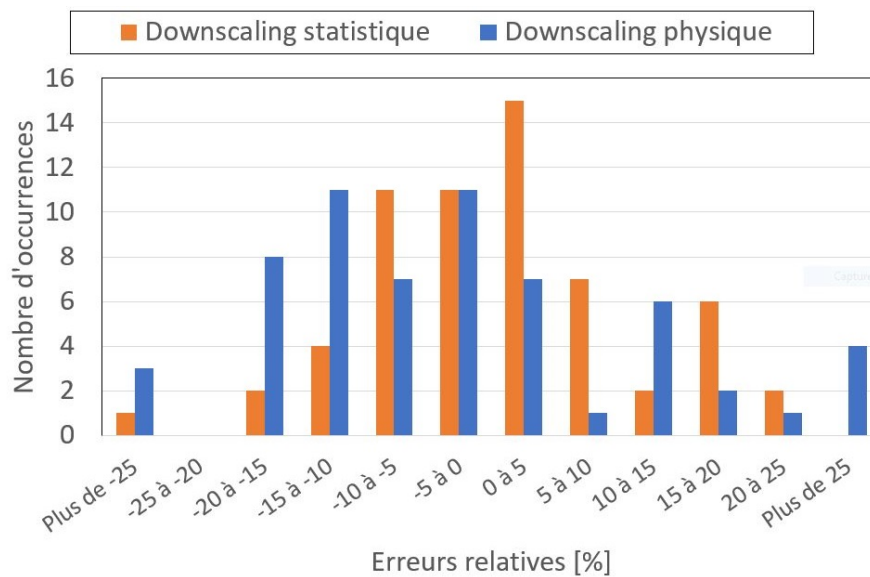


FIGURE 11 – Distribution des erreurs relatives des downscalings statistique et physique pour une modélisation annuelle

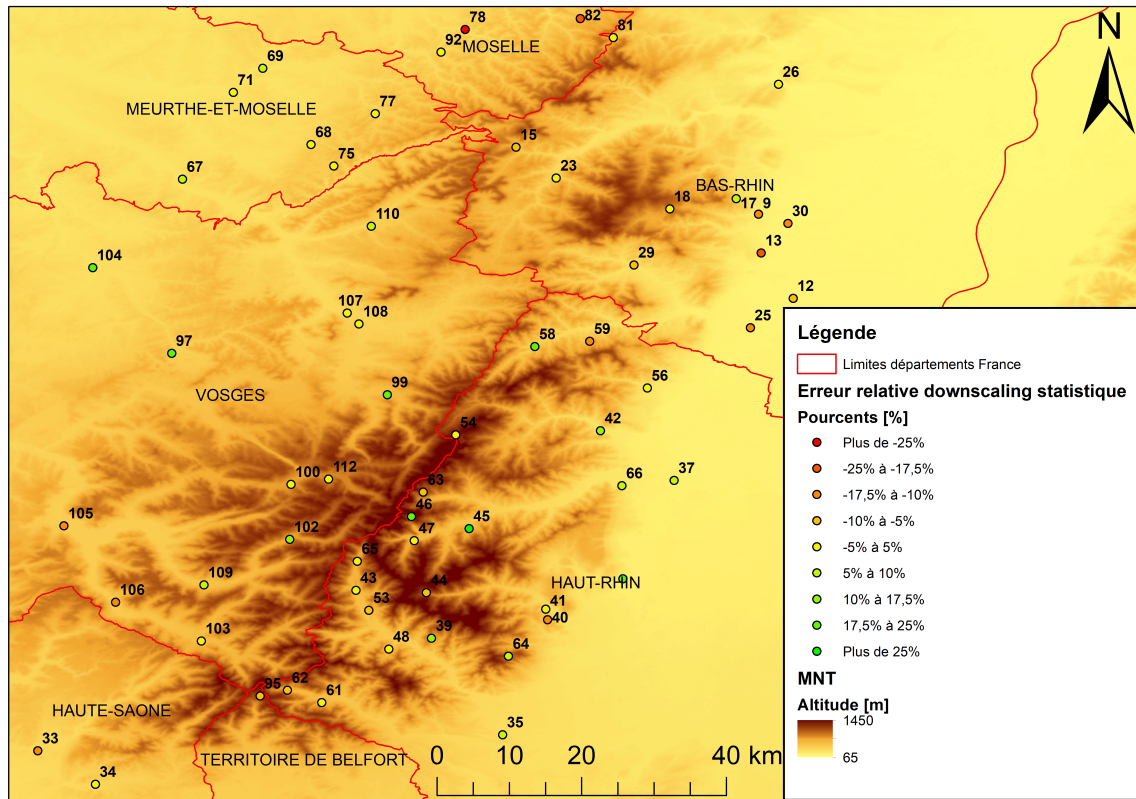
sont toujours plus importantes pour le downscaling physique. La moyenne est plus proche d'une valeur de 0 pour le downscaling statistique, ce qui signifie que les observations des stations sont tantôt sous-estimées ou surestimées mais qu'il y a un équilibre qui est atteint en moyenne. Le biais permet d'indiquer si la tendance moyenne des estimations est une surestimation ou une sous-estimation des données observées. Les downscalings statistiques montrent des biais nuls, ce qui signifie qu'en moyenne il n'y a pas de tendance pour les valeurs simulées d'être inférieures ou supérieures aux observations. Dans la plupart des cas, le biais des downscalings physiques est négatif, ce qui montre une tendance à la sous-estimation. Cela est visible également en observant les distributions d'occurrences des erreurs relatives. L'écart-type des erreurs relatives est aussi plus faible pour le downscaling statistique, ce qui signifie que la dispersion entre les données est plus faible pour ceux-ci. Les paramètres statistiques du downscaling physique sont néanmoins satisfaisants vu qu'il n'est entraîné sur aucune donnée de précipitation. Les distributions de la figure 11 montrent que les deux tiers des erreurs absolues sont inférieures à 10 % pour le downscaling statistique alors que c'est seulement la moitié pour le downscaling physique.

Les tendances au niveau des estimations sont les mêmes pour les deux approches. Les saisons du printemps et de l'été sont les mieux modélisées alors que les paramètres statistiques pour l'hiver et l'automne montrent une plus grande dispersion des données et des erreurs relatives conséquentes (51, 68 et 90 %). Les mêmes résultats peuvent être tirés des valeurs de RMSE : le printemps et l'été montrent les résidus les plus faibles avec une valeur de seulement 26 mm pour la modélisation sur le printemps. Ce paramètre est sensible aux données extrêmes : il est donc normal qu'il augmente fortement pour les modélisations venant du MAR qui contiennent des erreurs relatives élevées, comme celles de l'automne et de l'hiver. La différence au niveau des précipitations annuelles est assez notable : presque 100 mm entre les deux méthodes. Ces résultats sont bien sûr à mettre en relation avec l'écart-type des observations, comme réalisé précédemment.

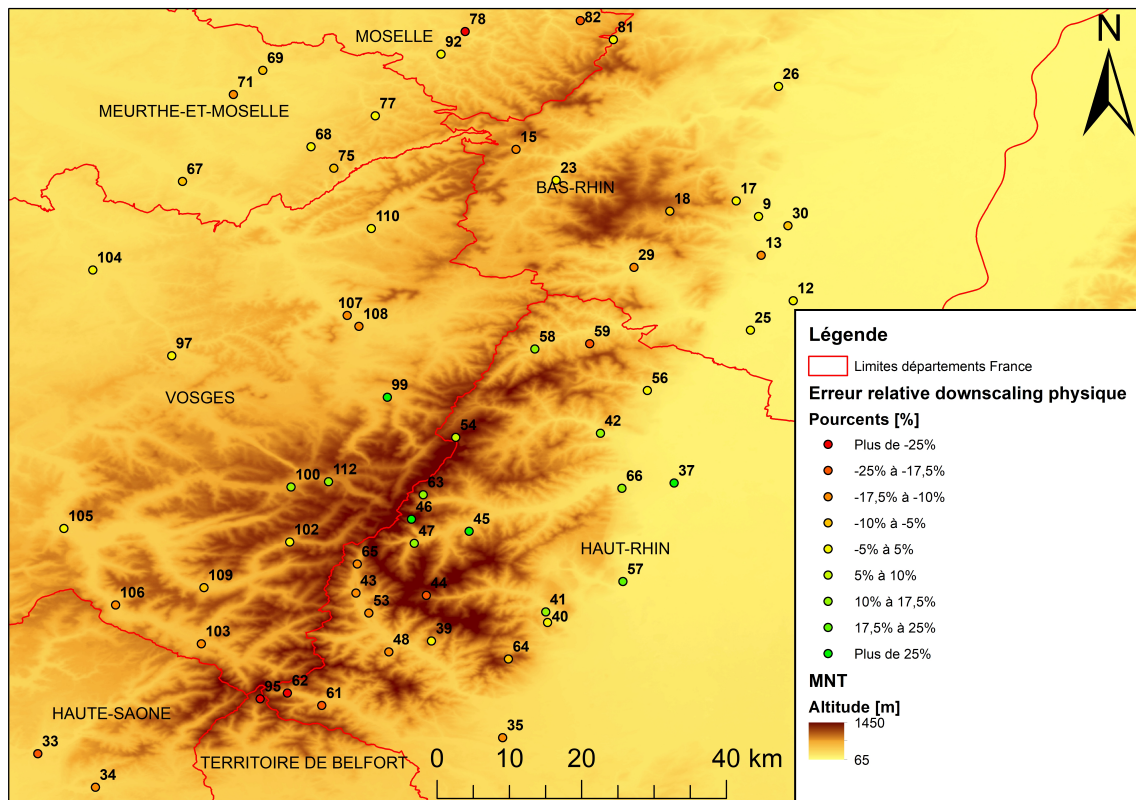
Malgré ces éléments, lorsque les données de l'annexe 6.9 sont considérées, les conclusions qui peuvent être tirées ne sont pas évidentes. En effet, le downscaling physique permet une meilleure estimation dans de nombreuses stations (un tiers des stations pour la modélisation annuelle). Il est en moyenne moins performant que le downscaling statistique mais il possède souvent une estimation correcte. En effet, environ la moitié des erreurs absolues sur la modélisation annuelle sont inférieures à 10 %.

Si les stations sont classées en fonction de leur altitude (annexe 6.9), il est possible d'observer des pistes permettant d'expliquer certaines des erreurs relatives. La figure 12 présente les erreurs relatives des 61 stations pour les downscalings statistique et physique. La comparaison des deux figures montre une correspondance générale entre les deux méthodes. Malgré cela, plusieurs zones comportant des différences sont à remarquer, comme pour le versant Ouest et la partie Sud du massif. Cette dernière zone a déjà été identifiée dans la section 3.2.6 pour être celle où la dispersion des résultats est la plus importante. Les altitudes des stations de cette zone sont comprises entre 450 et 1117 m. Le downscaling physique montre une forte sous-estimation dans cette zone, celle-ci étant plus faible pour le downscaling statistique. Par exemple, la station de Saulxures-sur-Moselotte (station 109) est située à l'Ouest des Hautes Vosges et les stations de Luttenbach-près-Munster et Metzeral (respectivement stations 45 et 46) sur le versant Est. Les différences d'altitude entre ces stations sont au maximum de 15 m mais les différences en termes de précipitations moyennes mesurées sont de plus de 730 mm/an. En hiver, ces différences sont de 180 mm et pour le printemps elles sont de 230 mm. Pour cette dernière mesure, les précipitations sont presque doublées pour la station 109 par rapport à la station 45. C'est pour cet exemple que les erreurs relatives maximales sont visibles. Dans la plupart des exemples similaires, les deux modèles suivent les mêmes tendances de surestimation ou de sous-estimation. Un élément qui pourrait expliquer ces différences est le fait que la barrière topographique du MAR est plus basse qu'en réalité. En effet, la valeur d'altitude correspond à la topographie moyenne sur l'ensemble du pixel (WUEST, 2021). Il peut donc exister une forte surestimation ou sous-estimation de l'altitude de la station. C'est ce qui peut être remarqué pour le premier exemple où les altitudes des stations 45 et 46 sont très fortement surestimées. Il faudrait continuer d'investiguer ces résultats et les comparer avec ceux d'autres barrières topographiques pour essayer de déterminer quels sont les facteurs qui influencent le plus ces modèles.

Une interpolation par krigeage a été effectuée sur les données annuelles moyennes du MAR. Ensuite, cette couche a été soustraite à la couche des précipitations totales sur les 61 stations du massif. Il en résulte la figure 13. Plus le rouge est intense, plus l'estimation du downscaling statistique est supérieure à celle du downscaling physique, et c'est l'inverse pour les zones bleues. Les précipitations maximales dans les Vosges se situent entre les deux zones circulaires rouge et bleue présentes sur le massif. Les précipitations maximales sont légèrement supérieures pour le downscaling statistique que pour le downscaling physique. Une constatation est que le MAR atteint son maximum dans la zone bleue, où les altitudes sont les plus hautes et que les précipitations diminuent fortement en allant vers le Sud. C'est pour cela que la zone rouge apparaît en bas de la figure. La spatialisation des précipitations maximales est donc meilleure pour le downscaling statistique que pour le downscaling physique. Une explication pourrait à nouveau être les valeurs d'altitude considérées dans le MAR. Sur les versants Ouest et Est, les estimations restent dans des gammes assez similaires. Ces constatations n'auraient pas pu être faites en observant seulement les données chiffrées.

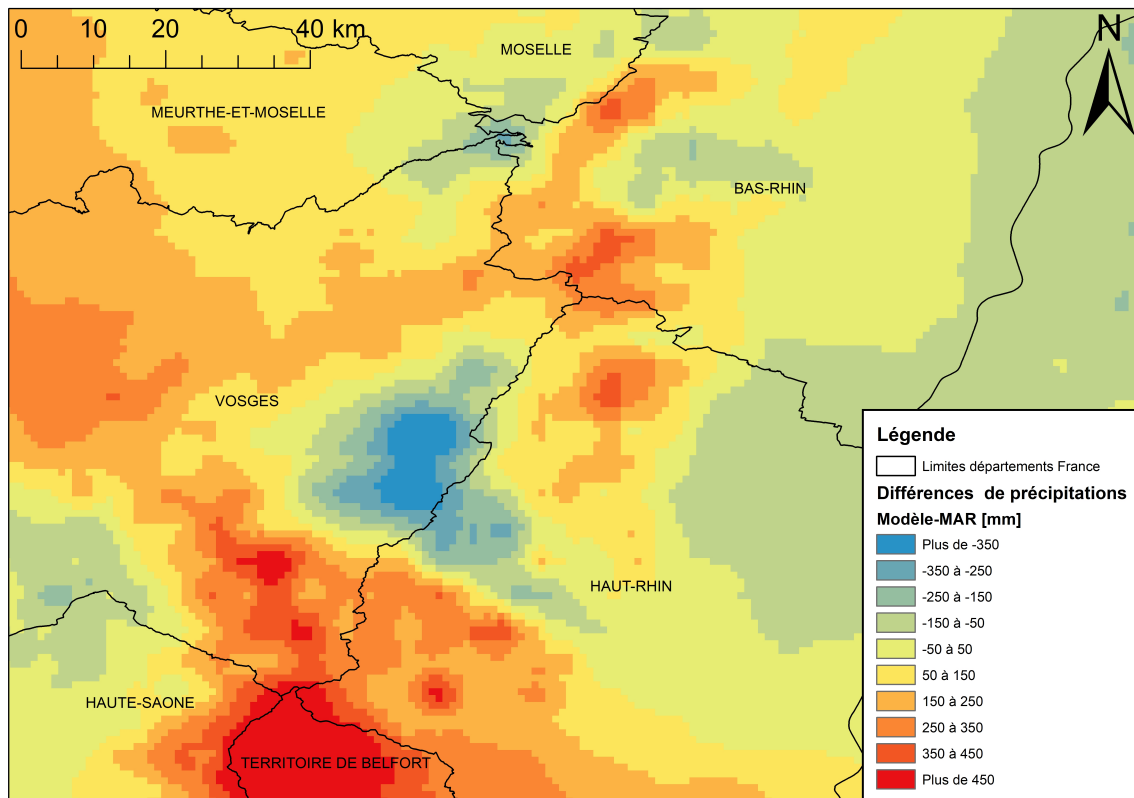


(a) Downscaling statistique



(b) Downscaling physique

FIGURE 12 – Modèle numérique de terrain et erreurs relatives des downscalings statistique et physique



*Le downscaling statistique fait ici référence à la modélisation des précipitations annuelles sur 61 stations. Ce sont les valeurs du MAR qui sont soustraites à celles du downscaling statistique.*

FIGURE 13 – Carte des différences de précipitations estimées entre le downscaling statistique et le MAR

Les downscalings statistique et physique offrent deux approches différentes pour l'estimation des précipitations. Le MAR a l'avantage de ne pas devoir être entraîné sur des données observées et peut donc être utilisé dans des régions où les stations sont peu présentes. Les précipitations sont dans l'ensemble mieux estimées par le downscaling statistique, surtout lorsque l'altitude augmente. Le fait que le downscaling statistique soit réalisé à partir des données pluviométriques permet une certaine maîtrise des erreurs relatives, alors qu'elles peuvent être beaucoup plus importantes dans les sorties du MAR. Pour autant, ce dernier se montre plus performant pour un tiers des stations dans l'estimation des précipitations annuelles. Il serait intéressant d'utiliser quelques données des résultats du downscaling physique pour compléter les zones où le nombre de stations est plus faible.

Les deux approches comparées dans cette section sont fortement différentes dans les données utilisées. La méthodologie développée dans cette étude se base sur un MNT d'une résolution de 90 m et les données des stations intégrées dans des régressions linéaires alors que le MAR est un modèle tridimensionnel qui simule les processus atmosphériques sur base d'équations, sans aucun entraînement sur des observations de précipitations. Les différences maximales rencontrées entre les modèles peuvent être assez élevées (voir figure 13). SUN & al. (2018) fait le même constat lorsqu'il compare plusieurs produits météorologiques qui estiment les précipitations. Il est toujours important de garder à l'esprit le but de l'étude pour choisir le modèle adéquat (PEÑA-GUERRERO & al., 2022). Si une haute résolution temporelle est recherchée, pour par exemple la reconstitution de certains événements pluvieux, le MAR est un outil adapté vu son pas de temps de 6 heures. Il en va de même si le réseau de stations de surface est très faible ou inexistant. Le downscaling statistique est quant à lui plus adapté pour réaliser une estimation moyenne des précipitations annuelles ou saisonnières sur base d'un réseau assez dense de stations.

## 4 Conclusion et perspectives

Dans cette étude, la méthodologie de l'article de MEERSMANS & al. (2016) a été appliquée au massif vosgien. Plusieurs modèles ont été étudiés, partant d'un modèle simple basé sur une variable indépendante (*ALT*) pour arriver à un modèle plus complexe intégrant deux variables indépendantes (*ALT* et *DEV*). Ces variables ont été intégrées dans des régressions linéaires avec comme variable dépendante, soit les précipitations annuelles, soit les précipitations saisonnières. Utiliser la somme des meilleurs résultats pour chaque saison permet une légère augmentation de la valeur du  $R^2$  qui est à mettre en balance avec un temps de calcul plus long. Une modélisation supplémentaire a montré que la réduction du nombre de stations à celles présentes sur le massif permet encore une augmentation du  $R^2$ . Les valeurs atteintes, avec des  $R^2$  supérieurs à 0,9 pour les meilleurs modèles, sont assez satisfaisantes. Cela montre que la méthodologie peut être adaptée à une autre barrière topographique.

Les performances sont tout de même à nuancer. En effet, aucune direction dominante de la circulation météorologique n'a pu être identifiée. Celle-ci est fort variable entre les saisons, ce qui semble assez logique pour représenter au mieux les différents types de précipitations, mais également au sein d'une même modélisation. Les tests réalisés sur les directions venant de l'Est n'ont pas été concluants. Il y a également une forte variabilité entre les niveaux d'agrégation des couches créées. Cette variabilité a été étudiée et a permis de dégager certaines tendances pour les variables. Les distributions des niveaux d'agrégation sont pour la plupart bimodales ou multimodales. Malgré tout, aucune tendance incluant l'entièreté des régressions n'a pu être émise sauf sur la gamme de valeurs d'agrégation de la variable *DEV*.

Les comparaisons du downscaling statistique avec une interpolation par krigeage et un downscaling physique (via un modèle atmosphérique régional) ont montré que le downscaling statistique semble adapté pour une étude sur une zone semi-montagneuse soumise à des masses d'air océaniques. Le downscaling statistique a permis une réduction de 25 % de la RMSE par rapport au krigeage. Les paramètres statistiques sont également meilleurs que pour le downscaling physique. Malgré cela, il reste des zones qui sont mal estimées sur les cartes de précipitations et les différentes approches ont montré des forces et des faiblesses en fonction de l'altitude ou encore de l'influence que peuvent avoir des barrières topographiques voisines.

En résumé, les objectifs de cette étude sont atteints mais certains éléments pourraient être approfondis. Deux catégories de perspectives peuvent être émises. D'une part, les perspectives qui vont compléter les analyses réalisées sur les Ardennes et les Vosges, avec les différents modèles envisagés. D'autre part, des études pourraient prendre en considération d'autres modèles ou approches en les combinant avec la méthodologie développée.

Pour la première catégorie, une possibilité d'amélioration sur les Vosges serait de travailler avec des données actuelles, mesurées avec du matériel plus performant, et un maillage de stations plus important. En effet, certaines zones où les stations pluviométriques étaient inexistantes sont systématiquement surestimées ou sous-estimées, par un manque probable d'observations. Il serait également intéressant de réaliser une interpolation sur les résidus des modèles et de quantifier l'apport de cette analyse (VICENTE-SERRANO & al., 2003; SCHNECK & al., 2021). Dans le même ordre d'idée, il serait utile de réaliser une étude sur les directions dominantes et les niveaux d'agrégation pour les précipitations saisonnières en Ardenne. En effet, cela permettrait de quantifier la variabilité des directions dominantes lorsqu'un modèle annuel stable est observé comme dans MEERSMANS & al. (2016). En outre, il serait intéressant d'évaluer l'apport d'une approche saisonnière dans le contexte ardennais, pour examiner si les modèles offrent de meilleurs résultats que l'approche annuelle, et de comparer les variabilités observées avec les Vosges.

L'étape suivante est probablement de continuer les modélisations via la méthodologie développée sur d'autres barrières topographiques, qui sont soumises ou non à un effet d'ombre pluviométrique. Cela permettrait d'affiner les barrières topographiques qui peuvent être modélisées via cette méthode. Une étude pourrait être menée sur la Forêt-Noire, qui a une topographie assez similaire à celle des Vosges afin de voir si une si grande variabilité parmi les résultats est observée.

La seconde catégorie pourrait intégrer l'originalité de la méthodologie à d'autres techniques d'interpolation, différentes d'une régression linéaire multiple. Par exemple, utiliser une régression géographiquement pondérée permettrait de prendre en compte les hétérogénéités locales et de définir plusieurs régressions linéaires en fonction du contexte topographique (CAMERA & al., 2013). Des pondérations pourraient être utilisées en fonction des orientations des pentes ou en fonction de la position et de l'exposition de la station. Des pondérations similaires sont utilisées dans le modèle PRISM mais après l'étape d'ajustement des régressions.

Dans la section 3.2.4, une majorité de distributions sont bimodales. Ces deux modes pourraient résulter de deux dynamiques de circulation météorologique différentes vu la complexité topographique du massif. Une perspective serait d'intégrer cette constatation directement dans l'équation 3, en dupliquant les termes : ceux-ci seraient alors considérés pour une résolution fine et une résolution grossière. Les régressions pourraient se baser sur l'équation suivante :

$$P = a + b * ALT_{1,<} + c * ALT_{1,>} + d * ALT_{2,<} * DEV + e * ALT_{2,>} * DEV \quad (4)$$

Les résolutions utilisées pour les termes  $ALT_{1,<}$  et  $ALT_{2,<}$  seraient inférieures à un certain seuil et les termes  $ALT_{1,>}$  et  $ALT_{2,>}$  utiliseraient des résolutions supérieures à ce seuil. Ce dernier pourrait être fixé à une résolution comprise entre les deux modes, donc aux environs de 15000 m. Le paramètre  $DEV$  ne doit pas être séparé en deux composantes vu qu'une gamme de niveaux d'agrégation assez restreinte a été obtenue. Un principe similaire pourrait être utilisé lors de l'ajustement des régressions linéaires, en considérant seulement deux gammes de directions, toutes les deux centrées sur un mode. Ces perspectives sont décrites ici pour les Vosges. Pour les autres barrières topographiques, il est plus intéressant d'appliquer dans un premier temps un modèle moins complexe et de réaliser une analyse sur la variabilité des résultats afin de constater s'il est nécessaire d'entreprendre des analyses supplémentaires.

Enfin, les approches des downscalings statistique et physique étant complémentaires au niveau des estimations des précipitations, il serait intéressant de les combiner. Les résidus du MAR pourraient être interpolés via un downscaling statistique. Les estimations résultent donc de l'estimation du MAR et du résidu interpolé. Pour cette interpolation, il serait important de prendre en considération les différences d'altitude entre la barrière topographique du MAR et l'altitude réelle pour pondérer les valeurs. L'amplitude des erreurs relatives serait alors plus maîtrisée.



## 5 Bibliographie

- BÁRDOSY András & Geoffrey PEGRAM, 2013. Interpolation of precipitation under topographic influence at different time scales. *Water Resources Research* **49**(8), p. 4545-4565.
- BRUNSDON C., J. MCCLATCHEY & D.J. UNWIN, 2001. Spatial Variations in the Average Rainfall-Altitude Relationship in Great Britain : An Approach using Geographically Weighted Regression. *International Journal of Climatology* **21**(4), p. 455-466.
- BUISHAND T. A., M. V. SHABALOVA & T. BRANDSMA, 2004. On the choice of the temporal aggregation level for statistical downscaling of precipitation. *Journal of Climate* **17**(9), p. 1816-1827.
- BUYTAERT Wouter, Rolando CELLERI, Patrick WILLEMS, Bert De BIÈVRE & Guido WYSEURE, 2006. Spatial and temporal rainfall variability in mountainous areas : A case study from the south Ecuadorian Andes. *Journal of Hydrology* **329**(3-4), p. 413-421.
- CAMERA Corrado, Adriana BRUGGEMAN, Panos HADJINICOLAOU, Stelios PASHIARDIS & Manfred A. LANGE, 2013. Evaluation of interpolation techniques for the creation of gridded daily precipitation (1×1 km<sup>2</sup>); Cyprus, 1980–2010. *Journal of Geophysical Research Atmospheres* **119**, p. 693-712.
- CASTRO Lina Mabel, Jorge GIRONÁS & Bonifacio FERNÁNDEZ, 2014. Spatial estimation of daily precipitation in regions with complex relief and scarce data using terrain orientation. *Journal of Hydrology* **517**, p. 481-492.
- CHOUDHURY Goutam, Bishma TYAGI, Jyotsna SINGH, Chandan SARANGI & S. N. TRIPATHI, 2019. Aerosol-orography-precipitation – A critical assessment. *Atmospheric Environment* **214**, p. 116831.
- DALY Christopher, Wayne P. GIBSON, George H. TAYLOR, Gregory L. JOHNSON & Phillip PASTERIS, 2002. A knowledge-based approach to the statistical mapping of climate. *Climate Research* **22**(2), p. 99-113.
- DALY Christopher, Melissa E. SLATER, Joshua A. ROBERTI, Stephanie H. LASETER & Lloyd W. SWIFT, 2017. High-resolution precipitation mapping in a mountainous watershed : ground truth for evaluating uncertainty in a national precipitation dataset. *International Journal of Climatology* **37**, p. 124-137.
- DERIN Yagmur & Koray K. YILMAZ, 2014. Evaluation of multiple satellite-based precipitation products over complex topography. *Journal of Hydrometeorology* **15**(4), p. 1498-1516.
- FEIDAS Haralambos, Athanasios KARAGIANNIDIS, Stavros KEPPAS, Michail VAITIS, Themistoklis KONTOS, Prodromos ZANIS, Dimitrios MELAS & Emmanouil ANADRANISTAKIS, 2014. Modeling and mapping temperature and precipitation climate data in Greece using topographical and geographical parameters. *Theoretical and Applied Climatology* **118**, p. 133-146.
- GARNIER M., 1966. Valeurs normales des hauteurs de précipitations en France - Période 1931-1960. *Mono-graphie de la Météorologie Nationale* **55**, p. 110.
- GARNIER M., 1974. Valeur moyenne des hauteurs de précipitation en France - Période 1951-1970. *Monographie de la Météorologie Nationale* **91**, p. 117.
- GOODWELL Allison E., 2020. “It’s Raining Bits” : Patterns in directional precipitation persistence across the United States. *Journal of Hydrometeorology* **21**(12), p. 2907-2921.
- GUAN Huade, John L. WILSON & Oleg MAKHNIN, 2005. Geostatistical mapping of mountain precipitation incorporating autosearched effects of terrain and climatic characteristics. *Journal of Hydrometeorology* **6**(6), p. 1018-1031.
- HENN Brian, Andrew J. NEWMAN, Ben LIVNEH, Christopher DALY & Jessica D. LUNDQUIST, 2018. An assessment of differences in gridded precipitation datasets in complex terrain. *Journal of Hydrology* **556**, p. 1205-1219.

- HUANG Huaping, Zhongmin LIANG, Binqun LI & Dong WANG, 2019. A new spatial precipitation interpolation method based on the information diffusion principle. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* **33**(3), p. 765-777.
- HUMBERT Joël & Patrice PAUL, 1982. La répartition spatiale des précipitations dans le bassin versant de la Petite Fecht à Soultzeren (Hautes-Vosges) - Premiers résultats. *Recherches Géographiques à Strasbourg* **19-21**, p. 93-104.
- HWANG Yeonsang, Martyn CLARK, Balaji RAJAGOPALAN & George LEAVESLEY, 2012. Spatial interpolation schemes of daily precipitation for hydrologic modeling. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* **26**(2), p. 295-320.
- JOLY Daniel, Jean CAVAILHÈS, Brossard THIERRY, Mohamed HLLAL, Hervé CARDOT & Pierre WAVRESKY, 2009. Modélisations climatiques Interpolation par regressions locales : application aux précipitations en France. *Espace Géographique* **38**(2), p. 157-170.
- KATIPOĞLU Okan Mert, 2022. Spatial analysis of seasonal precipitation using various interpolation methods in the Euphrates basin, Turkey. *Acta Geophysica* **70**, p. 859-878.
- KURTZMAN Daniel, Shilo NAVON & Efrat MORIN, 2009. Improving interpolation of daily precipitation for hydrologic modelling : spatial patterns of preferred interpolators. *Hydrological Processes* **23**, p. 3281-3291.
- LABORDE J.-P., 1982. Cartographie automatique des caractéristiques pluviométriques : Prise en compte des relations pluviométrie-morphométrie. *Houille Blanche* **68**(4), p. 331-338.
- LANZA Luca G. & Arianna CAUTERUCCIO, 2022. Accuracy assessment and intercomparison of precipitation measurement instruments. In : *Precipitation Science*. INC, p. 3-35. ISBN : 9780128229736.
- LEFORT Alain, 1957. Les variations des régimes pluviométriques saisonniers dans les Vosges de 1851 à 1930. *Revue de géographie alpine* **45**(1), p. 127-134.
- LU Ning, 2019. Scale effects of topographic ruggedness on precipitation over Qinghai-Tibet Plateau. *Atmospheric Science Letters* **20**(6), p. 1-7.
- MARAND Colette & Jean-François ZUMSTEIN, 1990. La modélisation des précipitations moyennes annuelles appliquée au Massif vosgien. *Hydrol. Continent*. **5**(1), p. 29-39.
- MARKE T., W. MAUSER, A. PFEIFFER & G. ZÄNGL, 2011. A pragmatic approach for the downscaling and bias correction of regional climate simulations : Evaluation in hydrological modeling. *Geoscientific Model Development* **4**(3), p. 759-770.
- MEERSMANS J., K. VAN WEVERBERG, S. DE BAETS, F. DE RIDDER, S. J. PALMER, B. van WESEMAEL & T. A. QUINE, 2016. Mapping mean total annual precipitation in Belgium, by investigating the scale of topographic control at the regional scale. *Journal of Hydrology* **540**, p. 96-105.
- MICHAELIDES S., V. LEVIZZANI, E. ANAGNOSTOU, P. BAUER, T. KASPARIS & J. E. LANE, 2009. Precipitation : Measurement, remote sensing, climatology and modeling. *Atmospheric Research* **94**(4), p. 512-533.
- MINÁŘOVÁ Jana, 2013. Climatology of precipitation in the vosges mountain range area. *Acta Universitatis Carolinae, Geographica* **48**(2), p. 51-60.
- MINÁŘOVÁ Jana, Miloslav MÜLLER, Alain CLAPPIER & Marek KAŠPAR, 2017. Characteristics of extreme precipitation in the Vosges Mountains region (north-eastern France). *International Journal of Climatology* **37**(13), p. 4529-4542.
- PEÑA-GUERRERO Mayra Daniela, Atabek UMIRBEKOV, Larisa TARASOVA & Daniel MÜLLER, 2022. Comparing the performance of high-resolution global precipitation products across topographic and climatic gradients of Central Asia.

- PORTALÉS Cristina, Nuria BORONAT, Josep E. PARDO-PASCUAL & Angel BALAGUER-BESER, 2010. Seasonal precipitation interpolation at the Valencia region with multivariate methods using geographic and topographic information. *International Journal of Climatology* **30**(10), p. 1547-1563.
- ROQUE-MALO Susana & Praveen KUMAR, 2017. Patterns of change in high frequency precipitation variability over North America. *Scientific Reports* **7**(1), p. 1-12.
- SAROJINI Beena Balan, Peter A. STOTT & Emily BLACK, 2016. Detection and attribution of human influence on regional precipitation. *Nature Climate Change* **6**(7), p. 669-675.
- SCHIPPER Janus Willem, Barbara FRUEH, Andreas PFEIFFER & Guenther ZAENGL, 2011. Wind direction-dependent statistical downscaling of precipitation applied to the Upper Danube catchment. *International Journal of Climatology* **31**(4), p. 578-591.
- SCHNECK Tamás, Tamás TELBISZ & István ZSUFFA, 2021. Precipitation interpolation using digital terrain model and multivariate regression in hilly and low mountainous areas of Hungary. *Hungarian Geographical Bulletin* **70**(1), p. 35-48.
- SUN Qiaohong, Chiyuan MIAO, Qingyun DUAN, Hamed ASHOURI, Soroosh SOROOSHIAN & Kuo Lin HSU, 2018. A Review of Global Precipitation Data Sets : Data Sources, Estimation, and Intercomparisons. *Reviews of Geophysics* **56**(1), p. 79-107.
- TABARI Hossein & al., 2016. Local impact analysis of climate change on precipitation extremes : Are high-resolution climate models needed for realistic simulations ? *Hydrology and Earth System Sciences* **20**(9), p. 3843-3857.
- TAN Xuezhi, Yi WU, Bingjun LIU & Shiling CHEN, 2020. Inconsistent changes in global precipitation seasonality in seven precipitation datasets. *Climate Dynamics* **54**(5-6), p. 3091-3108.
- THE CGIAR CONSORTIUM FOR SPATIAL INFORMATION, 2008. *SRTM Digital Elevation Data*. URL : <https://srtm.csi.cgiar.org/srtmdata/>.
- VICENTE-SERRANO Sergio M., M. Angel SAZ-SÁNCHEZ & José M. CUADRAT, 2003. Comparative analysis of interpolation methods in the middle Ebro Valley (Spain) : Application to annual precipitation and temperature. *Climate Research* **24**(2), p. 161-180.
- WAHL Laurent & Pierre-Marie DAVID, 2003. La neige dans le massif du Hohneck. In : *Journées Vosgiennes de Gérardmer*, p. 1-8.
- WANG S., G. H. HUANG, Q. G. LIN, Z. LI, H. ZHANG & Y. R. FAN, 2014. Comparison of interpolation methods for estimating spatial distribution of precipitation in Ontario, Canada. *International Journal of Climatology* **34**(14), p. 3745-3751.
- WARD E., W. BUYTAERT, L. PEAVER & H. WHEATER, 2011. Evaluation of precipitation products over complex mountainous terrain : A water resources perspective. *Advances in Water Resources* **34**(10), p. 1222-1231.
- WIDMANN Martin, Christopher S. BRETHERTON & Eric P. SALATHÉ, 2003. Statistical precipitation downscaling over the northwestern United States using numerically simulated precipitation as a predictor. *Journal of Climate* **16**(5), p. 799-816.
- WUEST Cyril, 2021. Apport et validation du Modèle Atmosphérique Régional (MAR) en région Alsace-Vosges. Mém. de mast. Université de Liège, p. 113.
- WYARD Coraline, Chloé SCHOLZEN, Sébastien DOUTRELOUP, Éric HALLOT & Xavier FETTWEIS, 2021. Future evolution of the hydroclimatic conditions favouring floods in the south-east of Belgium by 2100 using a regional climate model. *International Journal of Climatology* **41**(1), p. 647-662.
- ZAMBRANO-BIGIARINI Mauricio, Alexandra NAUDITT, Christian BIRKEL, Koen VERBIST & Lars RIBBE, 2017. Temporal and spatial evaluation of satellite-based rainfall estimates across the complex topographical and climatic gradients of Chile. *Hydrology and Earth System Sciences* **21**(2), p. 1295-1320.

## 6 Annexes

### 6.1 Description des stations sélectionnées

TABLEAU 10 – Caractéristiques des stations sélectionnées

#	Station	Pays	Département	Altitude [m]	Latitude [°N]	Longitude [°E]
1	Eichstetten	Allemagne	-	200	48,0963	7,7381
2	Hartheim am Rhein	Allemagne	-	205	47,9347	7,6311
3	Kehl-Odelshofen	Allemagne	-	135	48,5722	7,8225
4	Lahr	Allemagne	-	175	48,3412	7,8616
5	Neuried-Altenheim	Allemagne	-	146	48,4656	7,8014
6	Schallstadt-Mengen	Allemagne	-	213	47,9591	7,7092
7	Vogtsburg-Bischoffingen	Allemagne	-	230	48,0888	7,6275
8	Alteckendorf	France	Bas-Rhin	192	48,7867	7,6
9	Barr*	France	Bas-Rhin	193	48,4083	7,4601
10	Brumath	France	Bas-Rhin	140	48,7316	7,71
11	Diemeringen	France	Bas-Rhin	230	48,94	7,1867
12	Ebersheim*	France	Bas-Rhin	169	48,3033	7,5033
13	Epfig*	France	Bas-Rhin	220	48,36	7,4633
14	Erstein	France	Bas-Rhin	152	48,42	7,6633
15	Grandfontaine-Donon*	France	Bas-Rhin	715	48,4917	7,1583
16	Haguenau-Dachshübel	France	Bas-Rhin	153	48,8367	7,8003
17	Heiligenstein-Truttenhausen*	France	Bas-Rhin	365	48,4275	7,4323
18	Le Hohwald*	France	Bas-Rhin	785	48,4147	7,3497
19	Lipsheim	France	Bas-Rhin	146	48,49	7,6667
20	Niederbronn-les-Bains	France	Bas-Rhin	190	48,95	7,6733
21	Preuschdorf	France	Bas-Rhin	180	48,9433	7,7983
22	Rhinau	France	Bas-Rhin	160	48,3183	7,705
23	Rothau*	France	Bas-Rhin	334	48,4533	7,2083
24	Saverne	France	Bas-Rhin	200	48,7417	7,36
25	Sélestat*	France	Bas-Rhin	182	48,2667	7,45
26	Soultz-les-Bains*	France	Bas-Rhin	190	48,57	7,485
27	Strasbourg-Botanique	France	Bas-Rhin	138	48,5837	7,7661
28	Strasbourg-Entzheim	France	Bas-Rhin	150	48,5495	7,6403
29	Villé*	France	Bas-Rhin	253	48,345	7,305
30	Zellwiller*	France	Bas-Rhin	205	48,3967	7,4967
31	Zinswiller	France	Bas-Rhin	201	48,9233	7,5933
32	Luxeuil	France	Haute-Saône	271	47,7833	6,35
33	Montesaux*	France	Haute-Saône	330	47,74	6,5633
34	Ronchamp*	France	Haute-Saône	353	47,6983	6,635
35	Aspach-le-Bas*	France	Haut-Rhin	309	47,76	7,1417
36	Baldersheim	France	Haut-Rhin	230	47,7967	7,46
37	Colmar-Usines*	France	Haut-Rhin	190	48,0767	7,355
38	Colmar-Meyenheim	France	Haut-Rhin	209	47,9286	7,4075
39	Geishouse*	France	Haut-Rhin	660	47,8801	7,0531
40	Guebwiller-Ax*	France	Haut-Rhin	380	47,9031	7,1975
41	Guebwiller-Vallée*	France	Haut-Rhin	337	47,9163	7,1953
42	Kaysersberg*	France	Haut-Rhin	250	48,1385	7,2633
43	Krüth*	France	Haut-Rhin	500	47,9397	6,9591
44	Linthal-Lauch*	France	Haut-Rhin	940	47,9368	7,0467
45	Luttenbach-près-Munster*	France	Haut-Rhin	480	48,0167	7,1
46	Metzeral*	France	Haut-Rhin	470	48,0317	7,0283
47	Mittlach*	France	Haut-Rhin	530	48,0017	7,0317
48	Mollau*	France	Haut-Rhin	480	47,8667	7
49	Mulhouse-Ecluse	France	Haut-Rhin	240	47,75	7,3
50	Mulhouse-Bâle	France	Haut-Rhin	267	47,6067	7,5233
51	Neuf-Brisach	France	Haut-Rhin	195	48,0256	7,575
52	Oberentzen	France	Haut-Rhin	205	47,9436	7,3786

#	Station	Pays	Département	Altitude [m]	Latitude [°N]	Longitude [°E]
53	Oderen*	France	Haut-Rhin	450	47,915	6,9751
54	Orbey - Lac Noir*	France	Haut-Rhin	963	48,1333	7,0833
55	Retzwiller	France	Haut-Rhin	315	47,625	7,0917
56	Ribeauvillé*	France	Haut-Rhin	280	48,1917	7,3217
57	Rouffach*	France	Haut-Rhin	208	47,9542	7,2914
58	Petit Haut*	France	Haut-Rhin	410	48,2433	7,1817
59	Petite Liépvre*	France	Haut-Rhin	480	48,25	7,25
60	Schlierbach	France	Haut-Rhin	250	47,6817	7,4067
61	Sewen*	France	Haut-Rhin	500	47,8	6,9167
62	Sewen - Lac Alfeld*	France	Haut-Rhin	620	47,8155	6,8739
63	Stosswehr-Altenberg*	France	Haut-Rhin	1084	48,0621	7,0428
64	Wattwiller*	France	Haut-Rhin	904	47,8578	7,1489
65	Wildenstein*	France	Haut-Rhin	560	47,976	6,9608
66	Wintzenheim*	France	Haut-Rhin	250	48,07	7,29
67	Baccarat*	France	Meurthe-et-Moselle	290	48,4517	6,7433
68	Badonviller*	France	Meurthe-et-Moselle	332	48,495	6,9033
69	Blâmont*	France	Meurthe-et-Moselle	265	48,59	6,8433
70	Brin-sur-Seille	France	Meurthe-et-Moselle	200	48,78	6,3517
71	Domèvre-sur-Vezouze*	France	Meurthe-et-Moselle	255	48,56	6,8067
72	Laneuveville-aux-Bois	France	Meurthe-et-Moselle	240	48,6083	6,6467
73	Lunéville	France	Meurthe-et-Moselle	230	48,5883	6,4983
74	Nancy-Tomblaine	France	Meurthe-et-Moselle	212	48,6878	6,2215
75	Pierre-Percée*	France	Meurthe-et-Moselle	335	48,4683	6,9317
76	Saint-Nicolas-de-Port	France	Meurthe-et-Moselle	210	48,63	6,2983
77	Saint-Sauveur*	France	Meurthe-et-Moselle	440	48,5333	6,9833
78	Abreschviller*	France	Moselle	810	48,6383	7,095
79	Améécourt	France	Moselle	346	48,85	6,4883
80	Château-Salins	France	Moselle	210	48,8267	6,5
81	Dabo-Roskopf*	France	Moselle	455	48,6281	7,2793
82	Dabo-Spitzberg*	France	Moselle	740	48,6517	7,2383
83	Delme	France	Moselle	226	48,8867	6,3917
84	Dieuze	France	Moselle	219	48,8117	6,7167
85	Gondrexange	France	Moselle	266	48,688	6,9283
86	Kappelkinger	France	Moselle	260	48,97	6,9083
87	Mittersheim - Ecluse 12	France	Moselle	236	48,8425	6,9261
88	Mittersheim - Ecluse 14	France	Moselle	230	48,8617	6,94
89	Montbronn-Neumatt	France	Moselle	353	48,9863	7,2811
90	Nitting	France	Moselle	270	48,6663	7,0328
91	Phalsbourg	France	Moselle	377	48,7667	7,3058
92	Saint-Quirin*	France	Moselle	350	48,61	7,065
93	Sarrebourg	France	Moselle	313	48,7453	7,0278
94	Belfort	France	Territoire de Belfort	422	47,6293	6,876
95	Lepuix*	France	Territoire de Belfort	1117	47,8083	6,84
96	Bains-les-Bains	France	Vosges	308	48,0017	6,2633
97	Brouvelieures*	France	Vosges	392	48,235	6,73
98	Chaumousey	France	Vosges	357	48,1681	6,3547
99	Fraize*	France	Vosges	520	48,1833	6,9983
100	Gérardmer*	France	Vosges	666	48,0717	6,8783
101	Goldey	France	Vosges	330	48,2117	6,4383
102	La Bresse*	France	Vosges	630	48,0033	6,8767
103	Le Thillot*	France	Vosges	492	47,8767	6,7667
104	Rambervillers*	France	Vosges	286	48,3417	6,6317
105	Remiremont*	France	Vosges	380	48,0201	6,5958
106	Rupt-sur-Moselle*	France	Vosges	428	47,925	6,66
107	Saint-Dié-des-Vosges*	France	Vosges	341	48,285	6,9483
108	Sainte-Marguerite*	France	Vosges	362	48,2715	6,9628
109	Saulxures-sur-Moselotte*	France	Vosges	465	47,9466	6,77
110	Senones*	France	Vosges	340	48,3933	6,9783
111	Thaon-les-Vosges	France	Vosges	320	48,2483	6,4183
112	Xonrupt-Longemer*	France	Vosges	762	48,0783	6,925

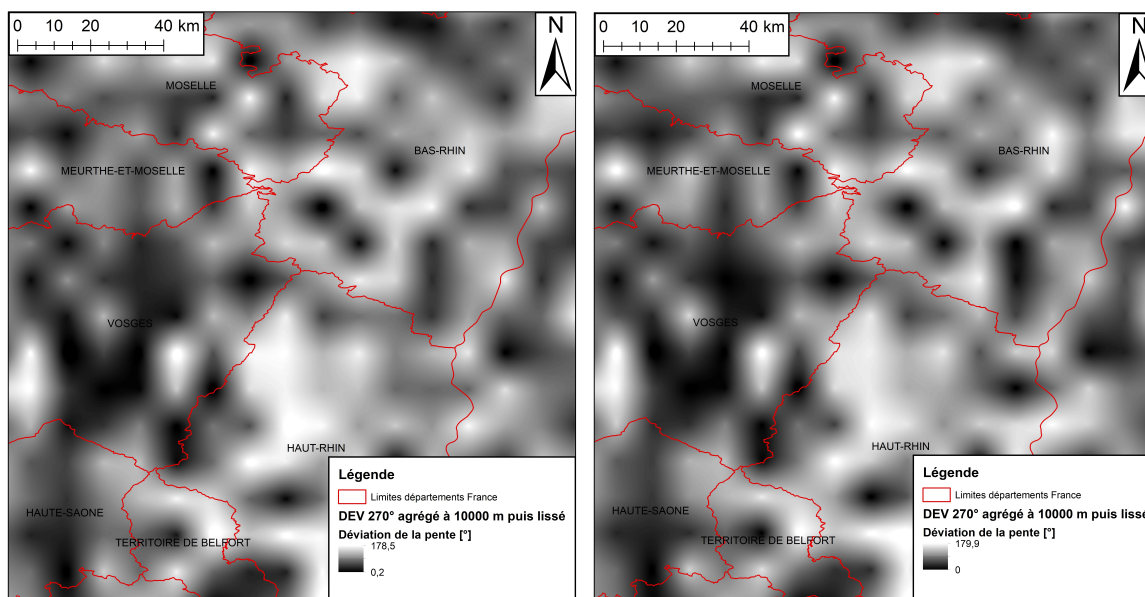
## 6.2 Cumuls des précipitations pour les stations

TABLEAU 11 – Cumuls moyens en millimètres pour les précipitations annuelles et saisonnières

#	Station	Total [mm]	Hiver [mm]	Printemps [mm]	Été [mm]	Automne [mm]
1	Eichstetten	780	204	241	181	155
2	Hartheim am Rhein	690	130	227	197	137
3	Kehl-Odelshofen	738	146	230	219	143
4	Lahr	904	176	263	277	188
5	Neuried-Altenheim	801	148	242	250	162
6	Schallstadt-Mengen	742	128	231	237	146
7	Vogtsburg-Bischoffingen	680	116	214	222	127
8	Alteckendorf	737	153	202	227	155
9	Barr*	714	171	196	191	156
10	Brumath	696	131	211	222	132
11	Diemeringen	821	198	206	220	197
12	Ebersheim*	592	113	182	181	116
13	Epfig*	730	176	195	202	157
14	Erstein	650	115	205	205	125
15	Grandfontaine-Donon*	1513	410	365	354	384
16	Haguenau-Dachshübel	805	179	219	229	178
17	Heiligenstein-Truttenhausen*	770	200	195	205	170
18	Le Hohwald*	1199	313	300	291	295
19	Lipsheim	681	118	215	216	132
20	Niederbronn-les-Bains	875	205	215	240	215
21	Preuschedorf	833	200	208	230	195
22	Rhinau	649	119	205	200	125
23	Rothau*	1296	366	289	296	345
24	Saverne	802	214	197	210	181
25	Sélestat*	615	120	180	188	127
26	Soultz-les-Bains*	662	140	180	205	137
27	Strasbourg-Botanique	719	137	217	224	141
28	Strasbourg-Entzheim	597	112	181	191	113
29	Villé*	984	259	238	242	245
30	Zellwiller*	675	150	190	190	145
31	Zinswiller	891	215	217	242	217
32	Luxeuil	900	205	210	255	230
33	Montessaux*	1180	280	275	330	295
34	Ronchamp*	1155	270	275	320	290
35	Aspach-le-Bas*	929	256	195	241	237
36	Baldersheim	718	156	208	201	153
37	Colmar-Usines*	534	96	168	168	102
38	Colmar-Meyenheim	608	118	182	183	125
39	Geishouse*	1220	320	290	300	310
40	Guebwiller-Ax*	1045	302	229	235	279
41	Guebwiller-Vallée*	930	255	210	222	243
42	Kaysersberg*	718	169	202	189	158
43	Krüth*	1828	550	376	396	506
44	Linthal-Lauch*	1910	532	423	456	499
45	Luttenbach-près-Munster*	994	281	230	233	250
46	Metzeral*	1370	340	320	350	360
47	Mittlach*	1650	495	345	370	440
48	Mollau*	1559	483	314	334	428
49	Mulhouse-Ecluse	720	177	181	195	167
50	Mulhouse-Bâle	712	153	192	220	147
51	Neuf-Brisach	639	113	204	206	116
52	Oberentzen	602	121	177	180	124

#	Station	Total [mm]	Hiver [mm]	Printemps [mm]	Été [mm]	Automne [mm]
53	Oderen*	1695	509	343	377	466
54	Orbey - Lac Noir*	1586	434	384	349	419
55	Retzwiller	1018	262	249	260	247
56	Ribeauvillé*	735	180	205	185	165
57	Rouffach*	590	122	168	176	124
58	Petit Haut*	1115	279	292	279	265
59	Petite Liépvre*	1259	324	327	314	294
60	Schlierbach	765	180	203	215	167
61	Sewen*	1935	580	380	410	565
62	Sewen - Lac Alfeld*	2318	711	445	514	648
63	Stosswihr-Altenberg*	1665	435	405	390	435
64	Wattwiller*	1158	314	274	290	280
65	Wildenstein*	1979	605	418	432	524
66	Wintzenheim*	688	158	193	193	144
67	Baccarat*	925	220	240	240	225
68	Badonviller*	1031	247	278	266	240
69	Blâmont*	890	205	225	240	220
70	Brin-sur-Seille	683	153	179	187	164
71	Domèvre-sur-Vezouze*	910	210	240	240	220
72	Laneuveville-aux-Bois	800	185	200	215	200
73	Lunéville	696	159	178	202	157
74	Nancy-Tomblaine	731	177	177	199	178
75	Pierre-Percée*	1137	275	305	281	276
76	Saint-Nicolas-de-Port	743	178	196	197	172
77	Saint-Sauveur*	1055	258	283	262	252
78	Abreschviller*	1545	415	375	365	390
79	Amélecourt	777	177	198	210	192
80	Château-Salins	750	180	175	210	185
81	Dabo-Roskopf*	1290	355	315	300	320
82	Dabo-Spitzberg*	1530	410	365	375	380
83	Delme	699	154	182	188	175
84	Dieuze	783	181	195	211	196
85	Gondrexange	821	200	218	213	190
86	Kappelkinger	750	165	190	210	185
87	Mittersheim - Ecluse 12	909	221	222	242	224
88	Mittersheim - Ecluse 14	829	196	204	224	205
89	Montbronn-Neumatt	905	220	220	240	225
90	Nitting	910	227	234	235	214
91	Phalsbourg	792	189	207	216	180
92	Saint-Quirin*	1080	280	270	270	260
93	Sarrebourg	850	210	220	220	200
94	Belfort	1038	259	246	280	253
95	Lepuix*	2450	750	510	540	650
96	Bains-les-Bains	1090	255	250	285	300
97	Brouvelieures*	1085	260	280	280	265
98	Chaumousey	1003	249	251	250	253
99	Fraize*	1048	245	286	275	242
100	Gérardmer*	1763	483	381	420	479
101	Goldey	1171	299	295	287	290
102	La Bresse*	1862	513	403	433	513
103	Le Thillot*	1840	530	365	415	530
104	Rambervillers*	892	214	238	229	211
105	Remiremont*	1474	399	323	354	398
106	Rupt-sur-Moselle*	1800	521	355	417	507
107	Saint-Dié-des-Vosges*	1170	275	275	305	315
108	Sainte-Marguerite*	1185	298	299	296	292
109	Saulxures-sur-Moselotte*	1730	460	385	405	480
110	Senones*	1086	262	281	283	260
111	Thaon-les-Vosges	915	225	225	230	235
112	Xonrupt-Longemer*	1823	488	419	437	479

### 6.3 Exemples de lissage pour une direction dominante de 270°



(a) Lissage via *natural neighbour*

(b) Lissage via spline

Pour les deux figures, le niveau d'agrégation préalable au lissage est de 10 000 m. Les deux rasters sont semblables avec quelques « pics » et « fossés » circulaires résultant de l'étape d'agrégation.

FIGURE 14 – Comparaison des deux techniques de lissage pour la variable DEV 270°

### 6.4 Localisation des 61 stations

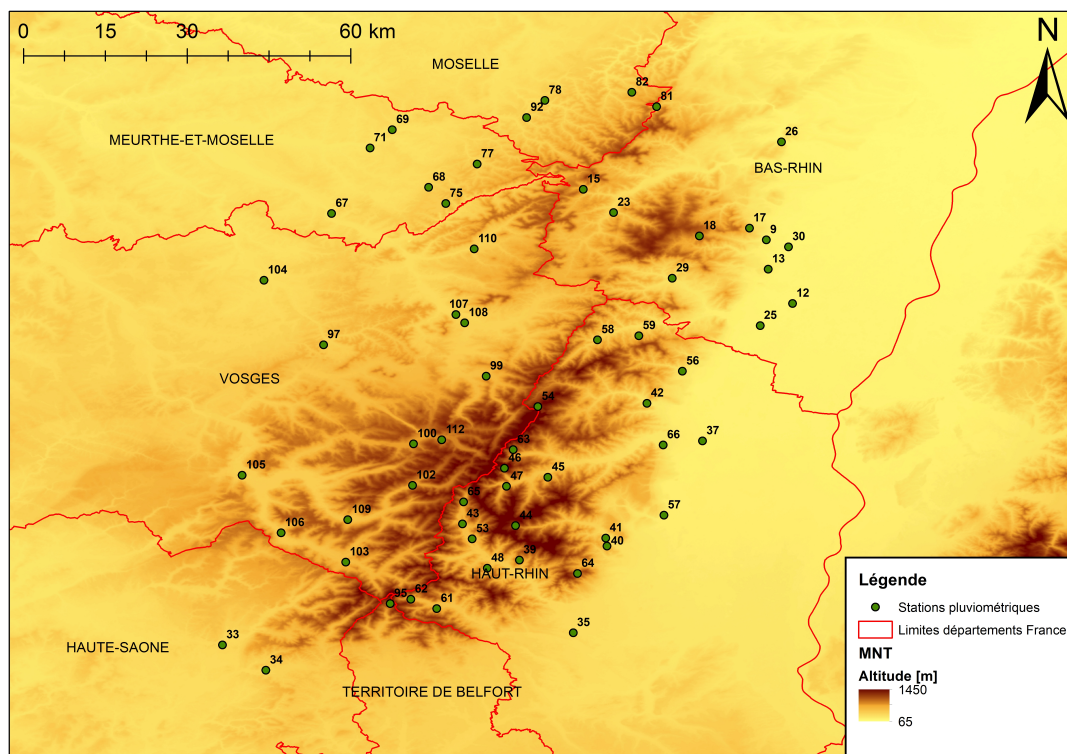
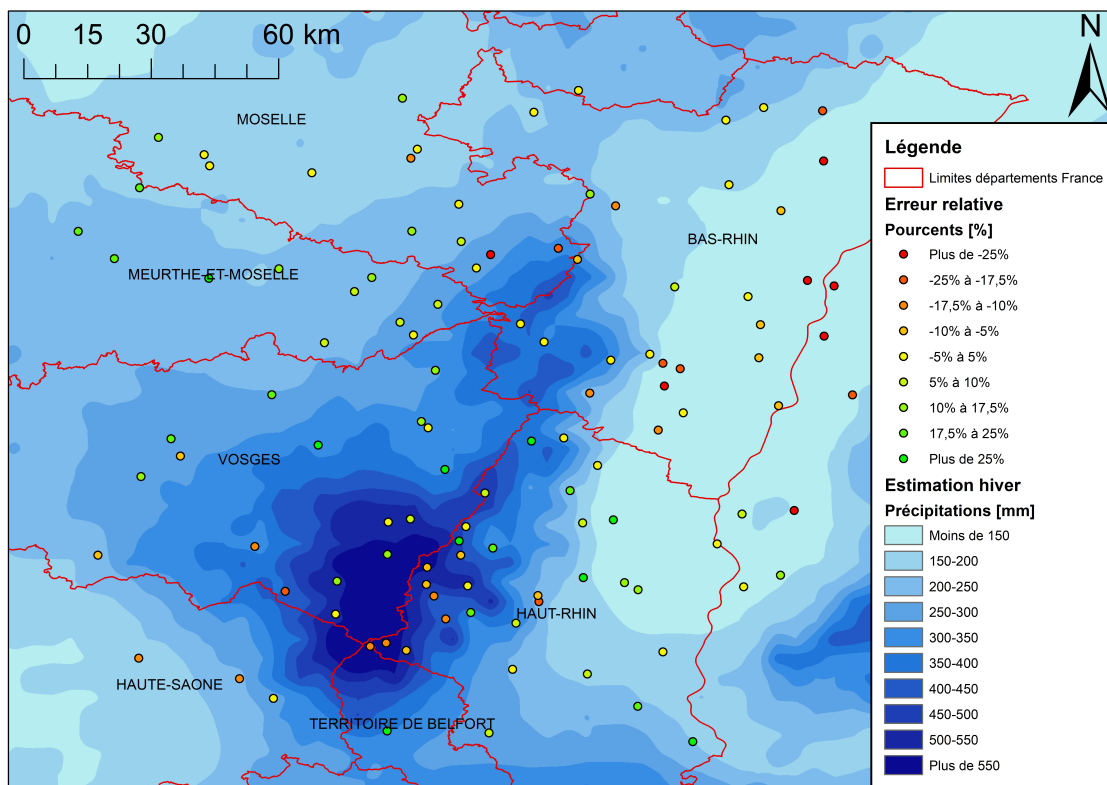


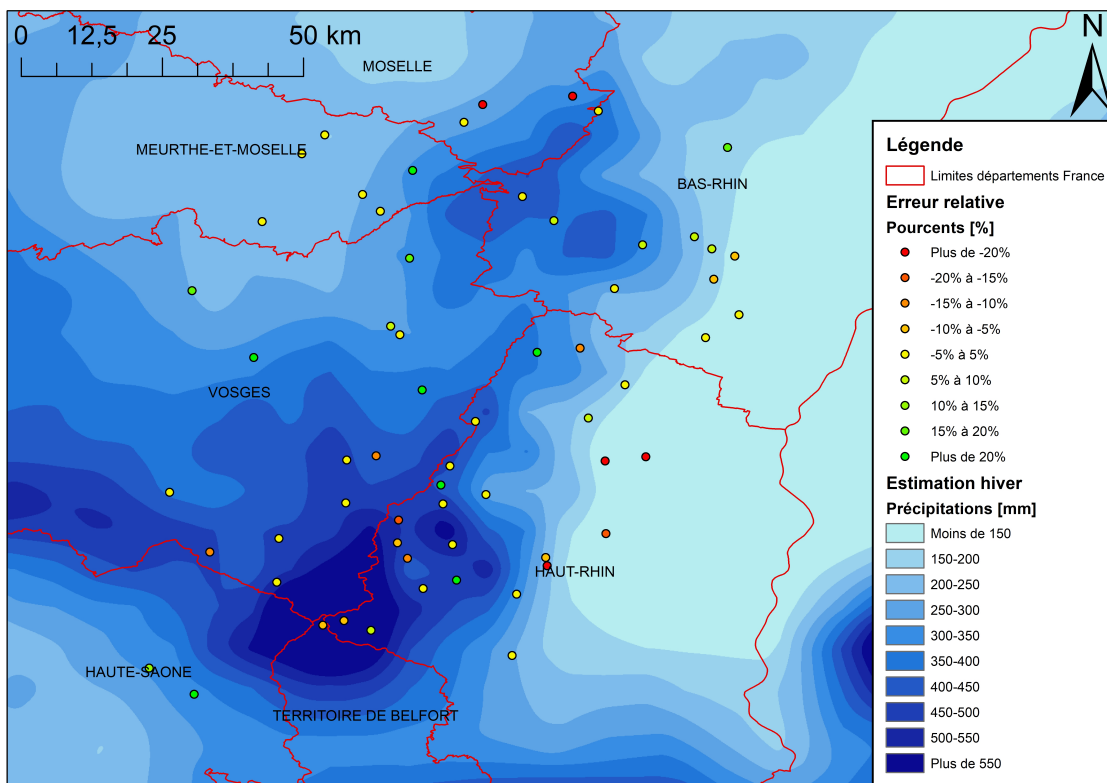
FIGURE 15 – Modèle numérique de terrain avec la localisation des 61 stations du massif



### 6.5 Cartes des précipitations pour l'hiver



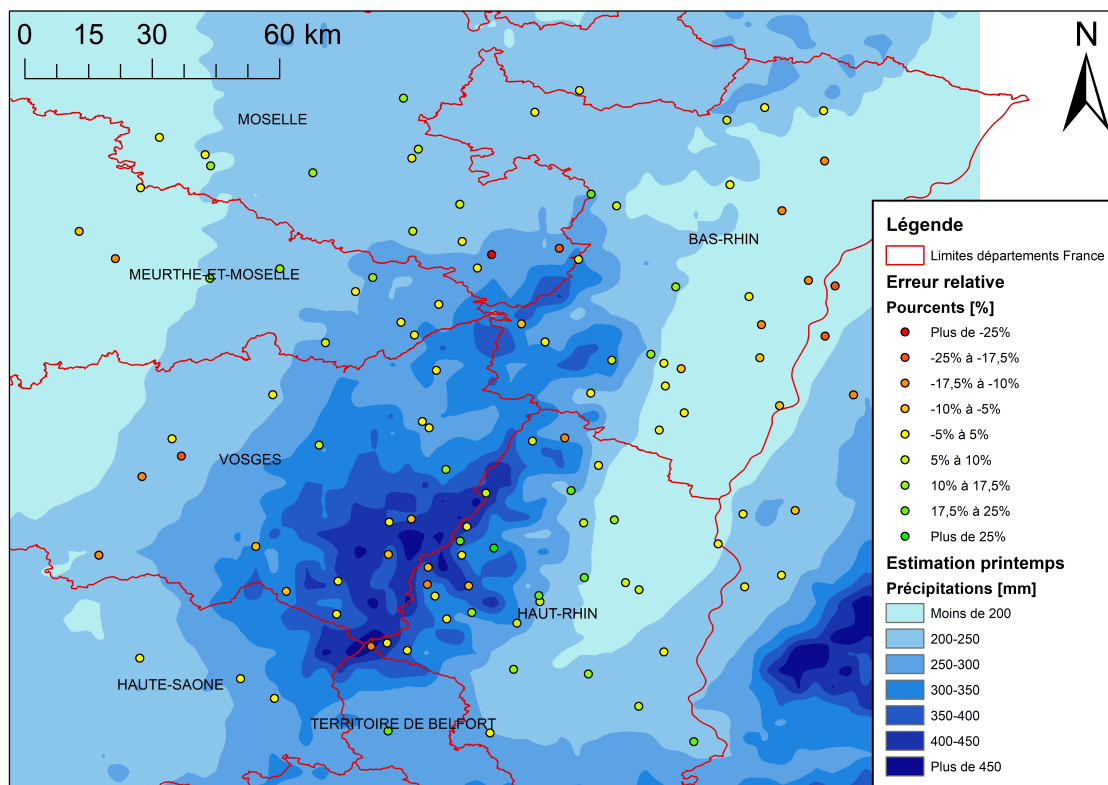
(a) Modélisation sur 112 stations



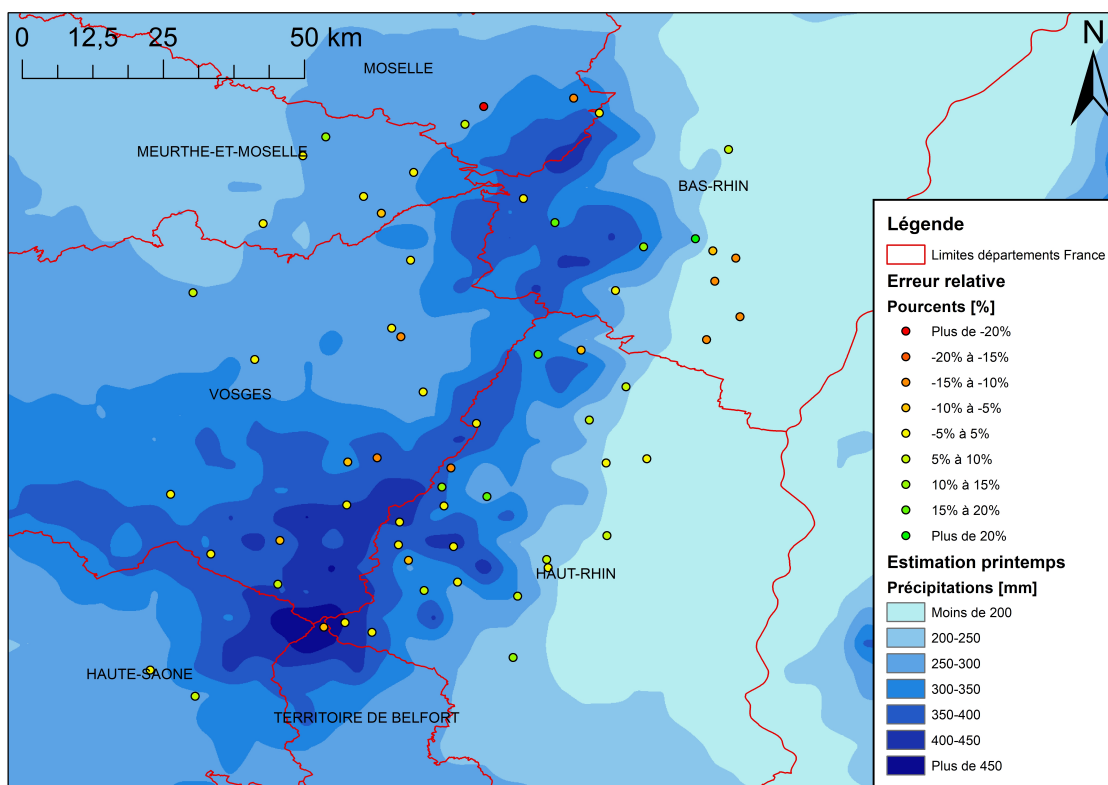
(b) Modélisation sur 61 stations

FIGURE 16 – Cartes des précipitations et des erreurs relatives pour l'hiver

### 6.6 Cartes des précipitations pour le printemps



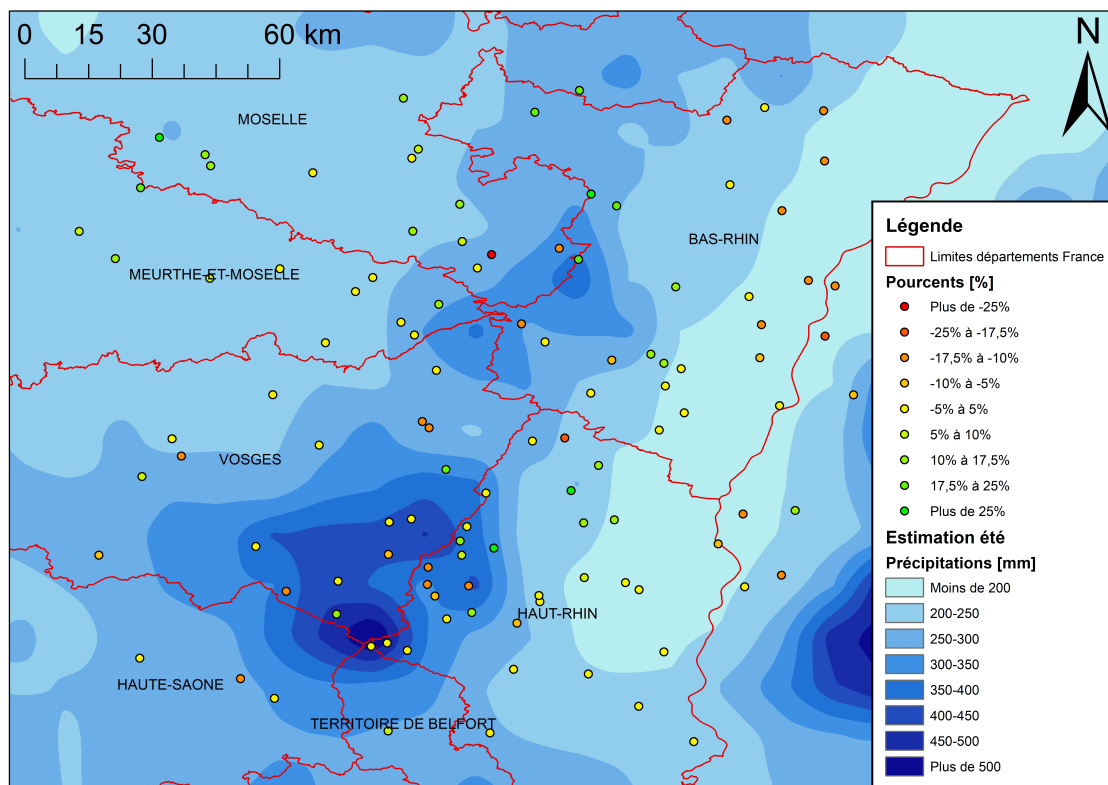
(a) Modélisation sur 112 stations



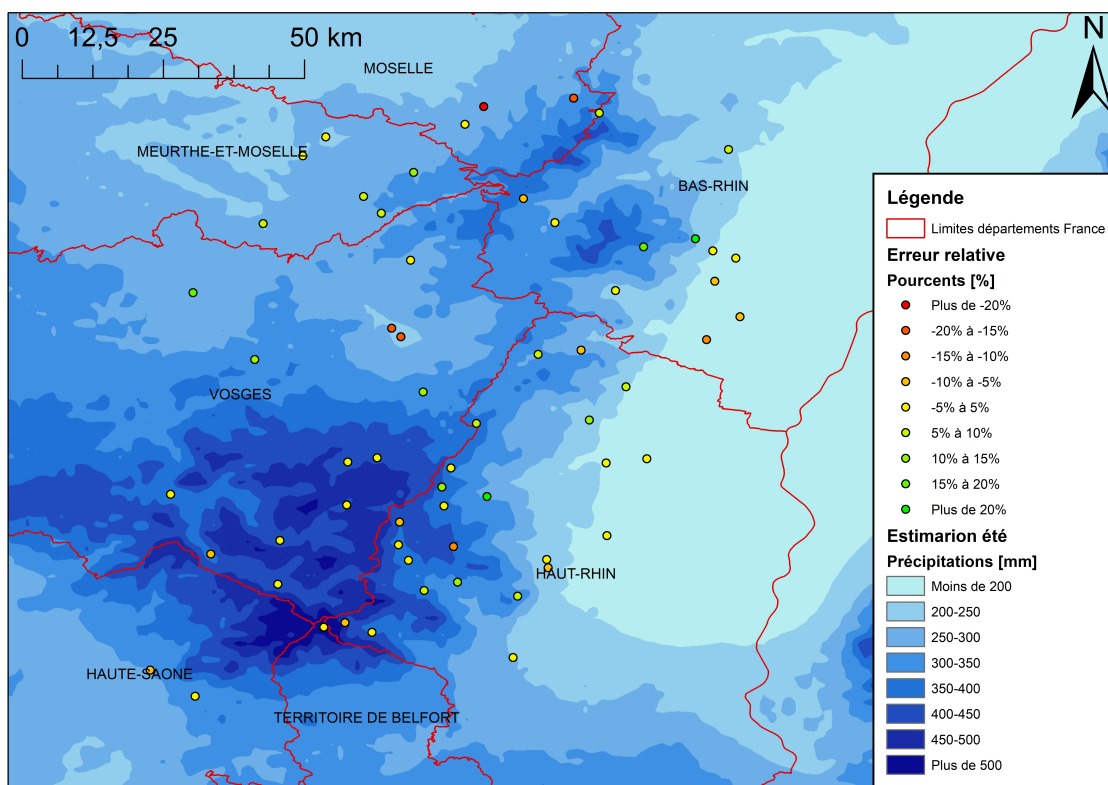
(b) Modélisation sur 61 stations

FIGURE 17 – Cartes des précipitations et des erreurs relatives pour le printemps

### 6.7 Cartes des précipitations pour l'été



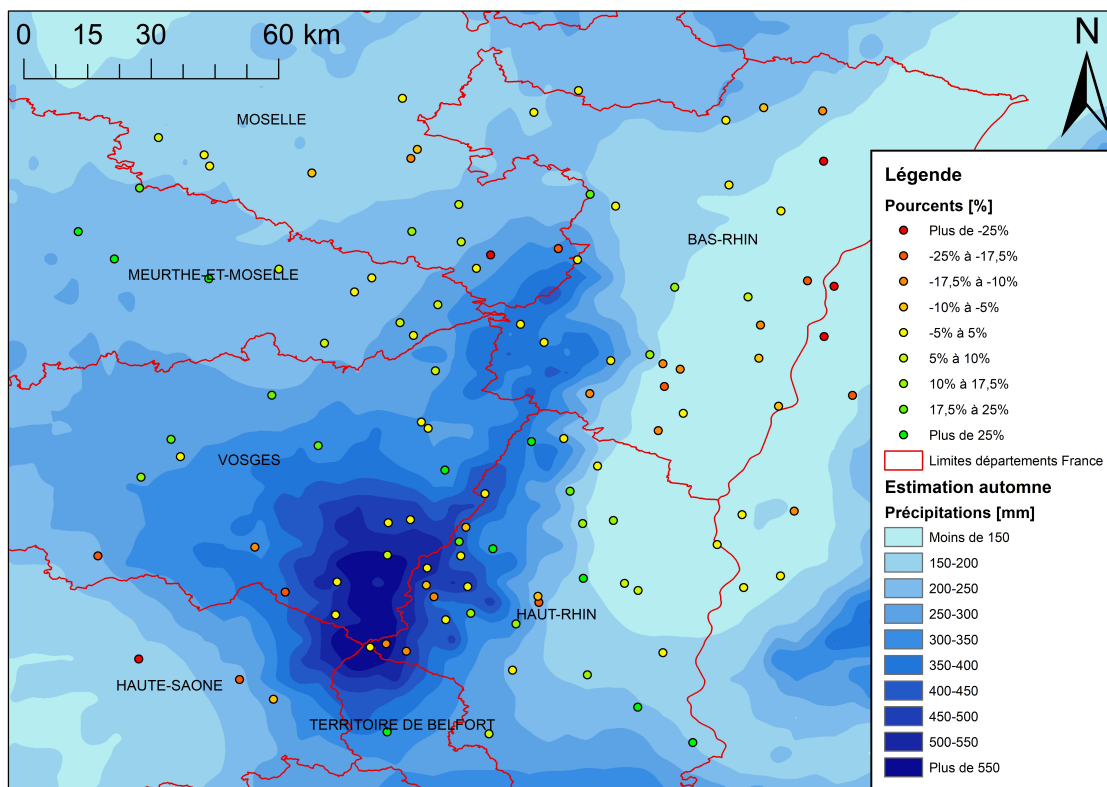
(a) Modélisation sur 112 stations



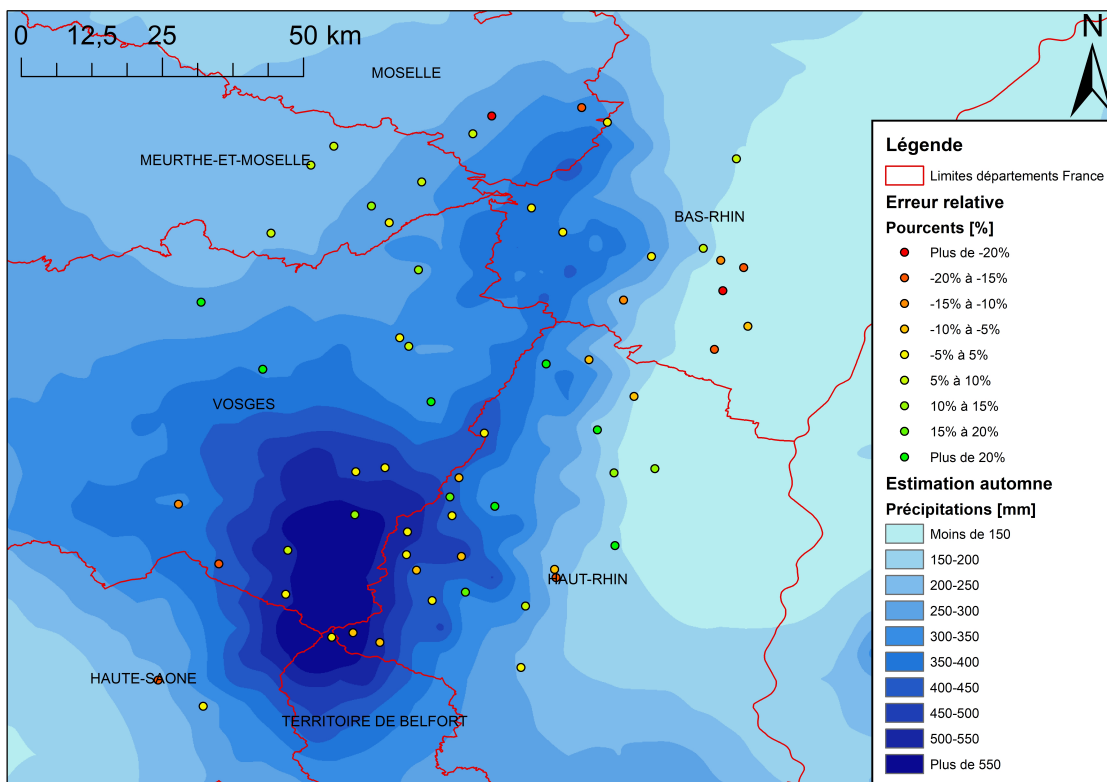
(b) Modélisation sur 61 stations

FIGURE 18 – Cartes des précipitations et des erreurs relatives pour l'été

### 6.8 Cartes des précipitations pour l'automne



(a) Modélisation sur 112 stations



(b) Modélisation sur 61 stations

FIGURE 19 – Cartes des précipitations et des erreurs relatives pour l'automne

## 6.9 Erreurs relatives des downscalings statistique et physique

TABLEAU 12 – Erreurs relatives des downscalings statistique et physique par rapport aux données des stations pluviométriques

*Modèle : downscaling physique sur 61 stations & MAR : downscaling physique*

#	Station	Altitude	Erreur relative [%]									
			Année		Hiver		Printemps		Été		Automne	
			Modèle	MAR	Modèle	MAR	Modèle	MAR	Modèle	MAR	Modèle	MAR
12	Ebersheim	169	-8,2	-1,9	-0,3	-16,0	-12,6	-5,9	-9,0	5,6	-7,2	6,5
25	Sélestat	182	-11,7	-3,3	0,8	-15,0	-12,2	-3,0	-14,3	1,1	-18,8	1,1
26	Soultz-les-Bains	190	9,9	-3,0	20,0	-9,7	5,5	-3,5	7,3	-5,3	9,1	8,1
37	Colmar-Usines	190	-3,3	27,9	-24,8	48,6	-2,4	11,7	-2,1	13,2	13,2	59,1
9	Barr	193	-2,9	-3,8	6,0	-15,4	-8,2	-7,0	4,2	2,5	-14,8	5,3
30	Zellwiller	205	-10,5	-7,8	-8,0	-22,0	-12,9	-8,7	-4,4	0,7	-18,1	-3,3
57	Rouffach	208	3,9	24,3	-17,1	35,5	5,5	13,8	1,8	8,8	26,8	49,3
13	Epfig	220	-11,9	-15,9	-5,5	-35,4	-13,3	-11,8	-7,1	-5,8	-23,5	-12,0
42	Kaysersberg	250	12,1	14,6	5,8	15,9	7,7	2,4	14,9	9,4	20,4	35,0
66	Wintzenheim	250	-5,9	13,8	-29,9	17,4	-1,6	3,7	-3,0	0,1	11,0	41,6
29	Villé	253	-1,8	-12,9	2,2	-19,9	3,2	-12,9	-1,4	-7,9	-11,4	-10,7
71	Domèvre-sur-Vezouze	255	2,8	-10,6	-2,6	-21,3	4,8	-12,0	3,0	0,8	5,7	-11,2
69	Blâmont	265	5,1	-8,2	-2,4	-18,3	13,9	-5,9	2,3	0,5	6,1	-10,4
56	Ribeauvillé	280	2,3	-4,4	-2,7	-17,7	5,7	-7,0	10,0	6,6	-5,0	1,0
104	Rambervillers	286	16,6	-4,4	16,4	-18,0	7,0	-6,7	18,1	8,3	26,1	-1,7
67	Baccarat	290	4,9	-5,8	3,1	-17,2	3,5	-6,3	5,3	4,8	7,7	-5,5
35	Aspach-le-Bas	309	4,4	-13,0	0,7	-23,8	10,6	0,7	4,4	-15,6	3,2	-10,2
33	Montessaux	330	-4,9	-18,3	10,9	-24,7	0,1	-10,0	-9,8	-20,1	-18,9	-18,1
68	Badonviller	332	4,6	-2,8	1,3	-11,4	-1,0	-8,5	7,2	5,4	11,1	3,6
23	Rothau	334	7,3	-1,0	8,9	-7,3	19,2	-1,8	-0,2	2,5	2,2	3,4
75	Pierre-Percée	335	0,6	-6,3	0,1	-12,9	-5,5	-12,6	6,0	3,7	2,5	-2,9
41	Guebwiller-Vallée	337	-3,3	15,1	-8,5	14,3	6,7	14,4	-2,2	4,1	-6,0	26,5
110	Senones	340	5,7	1,0	16,2	-4,2	-0,9	-3,7	-2,8	5,1	11,5	6,9
107	Saint-Dié-des-Vosges	341	-3,7	-12,5	8,2	-16,0	-0,7	-5,4	-19,8	-8,1	-1,2	-20,1
92	Saint-Quirin	350	4,3	-3,6	1,0	-14,7	9,0	-4,8	0,5	4,1	6,7	1,5
34	Ronchamp	353	5,7	-11,3	22,8	-13,0	6,9	-6,6	-1,2	-15,1	-3,9	-9,9
108	Sainte-Marguerite	362	-5,7	-13,5	1,7	-22,0	-10,7	-12,7	-18,3	-5,7	5,2	-13,5
17	Heiligenstein-Truttenhausen	365	15,6	4,1	9,7	-6,4	24,0	2,9	22,2	2,3	9,1	20,1
40	Guebwiller-Ax	380	-15,3	2,0	-26,9	-4,1	-4,7	4,9	-5,4	-1,9	-19,7	9,6
105	Remiremont	380	-4,9	-4,0	-2,6	-4,9	-4,1	-2,5	0,7	-11,0	-12,6	1,9
97	Brouvelieures	392	16,7	1,5	25,0	-2,4	1,6	-2,3	12,8	4,4	29,2	6,2
58	Petit Haut (Sainte-Marie-aux-Mines)	410	19,3	12,6	25,8	12,8	15,9	2,7	6,8	9,4	29,4	26,4
106	Rupt-sur-Moselle	428	-10,8	-12,5	-12,9	-16,1	0,3	-4,8	-7,0	-19,9	-19,6	-8,2
77	Saint-Sauveur	440	11,2	2,9	20,5	-4,3	2,7	-5,0	12,6	12,2	9,6	9,4
53	Oderen	450	-7,2	-16,0	-10,8	-19,3	-7,2	-14,7	-2,6	-22,2	-7,2	-8,3
81	Dabo-Roskopf	455	3,6	2,3	3,3	-4,3	4,7	-3,4	9,2	4,0	-2,4	13,6
109	Saulxures-sur-Moselotte	465	1,4	-6,7	-0,2	-1,2	-5,9	-11,6	1,3	-16,3	8,9	0,2
46	Metzeral	470	18,9	41,5	30,5	68,1	14,2	18,4	11,6	9,7	20,0	67,7
45	Luttenbach-près-Munster	480	18,1	54,8	2,7	60,8	19,4	34,2	25,3	29,6	28,0	90,6
48	Mollau	480	0,7	-14,7	-2,6	-21,8	5,5	-11,6	5,2	-16,5	-2,6	-7,4
59	Petite Liépvre (Sainte-Marie-aux-Mines)	480	-8,6	-18,3	-11,4	-23,0	-7,5	-22,7	-9,1	-18,3	-5,4	-8,1
103	Le Thillot	492	1,9	-11,5	-1,7	-14,1	9,3	-5,2	0,4	-16,5	1,5	-9,2
43	Krüth	500	-5,1	-15,9	-8,6	-18,9	-2,7	-16,8	-3,2	-21,0	-3,8	-8,1
61	Sewen	500	-0,5	-19,9	8,3	-21,6	2,3	-17,4	-3,7	-23,7	-9,1	-17,3
99	Fraize	520	23,6	39,8	51,4	51,3	-2,5	21,5	14,8	28,2	36,4	63,0
47	Mittlach	530	-2,0	14,4	-3,0	11,7	1,4	7,9	-2,5	0,7	-3,1	34,1
65	Wildenstein	560	-7,6	-14,8	-17,9	-18,0	-2,7	-19,2	-6,2	-22,4	-0,2	-1,5
62	Sewen - Lac Alfeld	620	-6,1	-25,1	-5,6	-29,6	1,0	-20,0	-8,8	-31,0	-8,4	-19,2
102	La Bresse	630	2,4	0,8	-4,9	4,4	-0,2	-3,7	4,1	-10,7	10,5	10,6
39	Geishouse	660	20,7	-4,4	45,9	0,9	4,3	-13,3	13,3	-16,1	17,1	10,0
100	Gérardmer	666	-2,1	12,2	-4,3	13,7	-9,9	10,9	2,3	0,8	2,6	21,8
15	Grandfontaine-Donon	715	0,2	-11,3	5,0	-13,4	2,6	-18,7	-5,1	-10,8	-2,5	-2,5
82	Dabo-Spitzberg	740	-16,4	-19,6	-21,5	-25,2	-10,4	-20,6	-16,1	-19,1	-17,0	-13,1
112	Xonrupt-Longemer	762	-6,2	15,3	-13,4	19,5	-11,6	5,8	-1,6	2,8	1,2	30,7
18	Le Hohwald	785	8,4	-5,5	9,6	-4,5	10,7	-14,2	19,1	-9,7	-4,7	6,4
78	Abreschviller	810	-29,0	-33,0	-35,6	-42,7	-23,4	-31,8	-25,7	-23,5	-30,6	-32,5
64	Wattwiller	904	7,2	-6,6	4,4	-6,1	6,8	-11,8	8,7	-19,1	9,3	11,1
44	Linthal-Lauch	940	-5,8	-18,6	-0,3	-13,7	-3,4	-25,7	-12,7	-33,2	-7,4	-4,6
54	Orbey - Lac Noir	963	1,7	9,6	0,7	7,8	1,8	-1,4	6,7	12,4	-1,4	19,1
63	Stosswihr-Altenberg	1084	-5,7	13,8	3,5	24,9	-14,4	-6,3	-4,8	0,6	-7,5	33,1
95	Lepuix	1117	-3,6	-29,3	-5,9	-34,1	-6,2	-29,4	0,2	-33,4	-2,3	-20,3