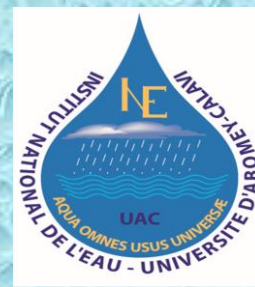




UNIVERSITE D'ABOMEY-CALAVI
=====

INSTITUT NATIONAL DE
L'EAU



DEPARTEMENT D'HYDROLOGIE ET GESTION DES
RESSOURCES EN EAU

Mémoire de fin de formation présenté par

EHOUINSOU Okpè Espéra Fructueux

Pour l'obtention du diplôme de

Licence Professionnelle en Hydrologie

OPTION : HYDROLOGIE QUANTITATIVE

=====

**REDUCTION D'ECHELLE DES MODELES
NUMERIQUES DE TERRAIN A PARTIR DE
L'ALGORITHME D'ECHANTILLONNAGE QUANTILE
SUR LE BASSIN VERSANT DE L'OUEME A BETEROU**

=====

Maître de Mémoire

Dr. Yékambèssoun N'Tcha M'Po

Maître de Stage

Ing. HOUNGNIBO Mandela



PROMOTION: 2021-2022



UNIVERSITE D'ABOMEY-CALAVI
=====

**INSTITUT NATIONAL DE
L'EAU**



**DEPARTEMENT D'HYDROLOGIE ET GESTION DES
RESSOURCES EN EAU**

**Mémoire de fin de formation pour l'obtention du diplôme de
licence professionnelle en hydrologie**

OPTION: Hydrologie Quantitative

=====

**REDUCTION D'ECHELLE DES MODELES
NUMERIQUES DE TERRAIN A PARTIR DE
L'ALGORITHME D'ECHANTILLONNAGE QUANTILE
SUR LE BASSIN VERSANT DE L'OUEME A BETEROU**

=====

Réalisé par :

EHOUINSOU Okpè Espéra Fructueux

Mention : *Excellente*

Membres du Jury	Emargement
Dr. AKOWANOU Onésime	
Dr. OLORI-DOSSOU Audace	
Dr. N'Tcha M'Po Yèkambèssoun	

PROMOTION: 2021-2022

DÉDICACE

À mon défunt père.

REMERCIEMENTS

Avant tout développement, il apparaît opportun de commencer ce mémoire par des remerciements, à ceux qui m'ont beaucoup appris.

Dans un premier temps je tiens à remercier le Professeur Abdoukarim ALASSANE, chef du département d'hydrologie et gestion des ressources en eau, pour tous les efforts consentis à la formation des étudiants sans oublier mes enseignants pour toutes les connaissances que j'ai acquises sous leurs encadrements respectifs durant ma formation en licence professionnelle d'hydrologie. Une reconnaissance toute particulière à mon superviseur, le Dr. Yékambèssoun N'TCHA M'PO, pour le temps consacré à mon encadrement. Je tiens aussi à remercier Ing. HOUNGNIBO Mandela pour tout le temps consacré à mon encadrement en tant que maitre de stage et l'éducation professionnelle acquise auprès de lui.

Dans un second temps je tiens à témoigner toute ma reconnaissance à mes aînés ainsi qu'aux camarades pour les aides précieuses sans lesquelles je n'aurais pas pu en arriver là. Je tiens aussi à témoigner toute ma gratitude à ma famille et à mes proches pour leur soutien constant et leurs encouragements.

AVANT-PROPOS

Le présent travail rentre dans le cadre de la thèse de Monsieur Mandela HOUNGNIBO intitulée : **Modélisation hydrologique hyper-résolue de l'impact des changements climatiques et d'utilisation des terres sur le cycle hydrologique à l'horizon 2050 sur le bassin versant de l'Ouémé**. Dans le cadre de cette thèse, la constitution d'un ensemble de données géospatiales et de données climatiques représentatif spatialement du domaine d'étude est une étape primordiale. Ainsi, l'opportunité d'une super résolution des modèles numériques de terrain a été proposée pour répondre à cet impératif. Et, il nous a été proposé de travailler sur la réduction d'échelle des modèles numériques de terrain à partir d'un algorithme de la géostatistique multipoint (l'échantillonnage quantile) pour contribuer à l'amélioration de la résolution spatiale des modèles numériques de terrain.

RÉSUMÉ

Les Modèles Numériques de Terrain (MNT) sont des outils très importants dans les applications géoscientifiques. En hydrologie, ils jouent un rôle capital dans la détermination de plusieurs paramètres hydrologiques, la modélisation et l'analyse des risques. Toutefois, l'accès à des modèles numériques de terrain avec une bonne résolution reste un défi auquel beaucoup d'hydrologues et de scientifiques sont confrontés. Afin de pallier cette difficulté d'accès aux MNT résolus notre étude se propose de réaliser une super résolution de MNT sur le bassin versant de l'Ouémé à Bétérou. Notre méthode consiste à utiliser un algorithme de la géostatistique multipoint, l'échantillonnage quantile ou encore Quantile Sampling (QS) pour réaliser une réduction d'échelle sur les MNT sur la base d'une compatibilité pour chaque emplacement de pixel simulé. Pour ce faire nous utilisons deux MNT distincts délimités sur le bassin versant de l'Ouémé à Bétérou de manière à avoir une bonne compatibilité sur l'un et pas sur l'autre. Nous fournissons à l'algorithme des MNT à résolutions spatiales différentes. En effet, nous fournissons à l'algorithme un MNT à 30 m de résolution spatiale comme image d'entraînement sur laquelle on échantillonne les pixels. Une redistribution des pixels est effectuée sur un MNT à 90 m de résolution spatiale pour essayer de retrouver un MNT à 30 m. Les résultats indiquent une prédisposition de l'algorithme QS à réussir les simulations pour les MNT avec une bonne compatibilité, cependant pour une paramétrisation bien précise. Les meilleures simulations sont obtenues pour les paramètres variant de 80 à 100 pour le nombre de plus proche voisin considéré et 2 à 6 pour le nombre de meilleurs candidats sélectionner sur la base de la compatibilité. Ces résultats nous ramènent aux problèmes posés et soulignent la difficulté de réussir une amélioration de la résolution spatiale d'un MNT en ayant qu'à la base un MNT avec une résolution basse.

Mots clés : Echantillonnage quantile, Super résolution, Modèle numérique de terrain, Réduction d'échelle, Géostatistique multipoint.

ABSTRACT

Digital Elevation Models (DEMs) are very important tools in geoscientific applications. They play a crucial role in the determination of several hydrological parameters, hydrological modeling and risk analysis. However, the access to digital elevation models with a fine resolution remains a challenge for many hydrologists and scientists. In order to overcome this difficulty in accessing resolved DEMs, our memoir proposes to perform a super resolution of DEM on the Ouémé to Bétérrou watersheds. The process we used consists of using a multipoint geostatistical algorithm called Quantil Sampling to perform a downscaling on the DEMs based on a compatibility for each simulated pixel location. To achieve this goal, we use two distinct DEMs delineated on the Ouémé to Bétérrou watershed in order to have a good compatibility on one and not on the other and provide the algorithm with DEMs of different spatial resolutions. In fact, we provide the algorithm with a DEM at 30 m spatial resolution as a training image on which we sample the pixels to redistribute them on a DEM at 90 m spatial resolution trying to find a DEM at 30 m. The returns indicate a predisposition of the QS algorithm to succeed in the simulations for DEMs with a good compatibility, however for a very precise parametrization. The best simulations are obtained for parameters ranging from 80 to 100 for the number of nearest neighbors considered and 2 to 6 for the number of best candidates selected on the basis of compatibility. These results bring us back to the base issue and underline the difficulty to succeed in improving the spatial resolution of a DEM by having a DEM with a low resolution at the base.

Key words: Quantile sampling, Super resolution, Digital elevation model, Downscaling, Multipoint geostatistics.

LISTES DES FIGURES

Figure 1: Carte hydrographique du Bénin	9
Figure 2: Zone d'étude	10
Figure 3: Exemple d'une carte d'incompatibilité pour un modèle incomplet. Le bleu représente les candidat.	13
Figure 4: Illustration de la stratégie d'échantillonnage k.	15
Figure 5: Grille de Bétérou 1 à 90 m et à 30 m de résolution spatiale	19
Figure 6: Grille de Bétérou 1 à 90 m et à 30 m de résolution spatiale après redimensionnement	19
Figure 7: Grilles d'image d'apprentissages sur Bétérou 1	20
Figure 8: Grilles de l'image d'apprentissage sur Bétérou 2	20
Figure 9: Image réelle de la portion simulée de Bétérou 1	21
Figure 10: Portion simulée de Bétérou 1 pour $n = 10$ et $k = 6$	21
Figure 11: Portion simulée de Bétérou 1 pour $n = 10$ et $k = 50$	22
Figure 12: Portion simulée de Bétérou 1 pour $n = 100$ et $k = 6$	22
Figure 13: Portion simulée de Bétérou 1 pour $n = 100$ et $k = 50$	22
Figure 14: Erreur quadratique moyenne et erreur absolue moyenne sur Bétérou 1	23
Figure 15: Biais en pourcentage sur Bétérou 1 pour $n = 100$ et $k = 6$	24
Figure 16: Biais en pourcentage sur Bétérou 1 pour $n = 100$ et $k = 50$	24
Figure 17: Image réelle de Bétérou 2	25
Figure 18: Image simulée de Bétérou 2 pour $n = 10$ et $k = 6$	25
Figure 19: Image simulée de Bétérou 2 pour $n = 10$ et $k = 50$	25
Figure 20: Image simulée de Bétérou 2 pour $n = 100$ et $k = 6$	25
Figure 21: Image simulée de Bétérou 2 pour $n = 100$ et $k = 50$	25
Figure 22: Erreur quadratique moyenne et erreur absolue moyenne sur Bétérou 2	26
Figure 23: Biais en pourcentage sur Bétérou 2 pour $n = 100$ et $k = 6$	27
Figure 24: Biais en pourcentage sur Bétérou 2 pour $n = 100$ et $k = 50$	27
Figure 25: Simulation sur bétérou 1 ($n = 1$, $k = 1.5$)	32
Figure 26: Simulation sur bétérou 1 ($n = 1$, $k = 1$)	32
Figure 27: Simulation sur bétérou 1 ($n = 1$, $k = 30$)	32
Figure 28: Simulation sur bétérou 1 ($n = 80$, $k = 30$)	33
Figure 29: Simulation sur bétérou 1 ($n = 100$, $k = 12$)	33
Figure 30: Simulation sur bétérou 2 ($n = 10$, $k = 12$)	33
Figure 31: Simulation sur bétérou 2 ($n = 30$, $k = 2$)	34
Figure 32: Simulation sur bétérou 2 ($n = 50$, $k = 12$)	34
Figure 33: Simulation sur bétérou 2 ($n = 80$, $k = 2$)	34
Figure 34: Simulation sur bétérou 2 ($n = 100$, $k = 30$)	35

LISTES DES TABLEAUX

Tableau 1: Paramètres du QS.....	15
----------------------------------	----

LISTE DES SIGLES ET ACRONYMES

ASTER:	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
DEM:	Digital Elevation Model
IGN:	Institut Géographique National
MAE:	Mean Absolut Error
MNT:	Modèle Numérique de Terrain
MPS:	Multipoint Statistic
NASA:	National Aeronautics and Space Administration
NGA:	National Geospatial-Intelligence Agency
QS:	Quantil Sampling
RMSE:	Root Mean Square Error
SRTM:	Shuttle Radar Topography Mission

TABLES DES MATIERES

DÉDICACES.....	i
REMERCIEMENTS	ii
AVANT-PROPOS.....	iii
RÉSUME.....	iv
ABSTRACT	v
LISTES DES FIGURES.....	vi
LISTES DES TABLEAUX.....	vii
LISTE DES SIGLES ET ACRONYMES	viii
TABLES DES MATIERES	ix
Introduction Générale.....	1
1. Contexte et justification.....	1
2. Questions de recherche.....	2
3. Hypothèses de travail	2
4. Objectifs de l'étude	2
5. Structure du mémoire	3
6. Revue de littérature	3
6.1. Clarifications conceptuelles.....	3
6.2. Synthèse bibliographique	5
Chapitre 1 : Données, matériels et méthodes	8
1.1. Introduction	8
1.2. Localisation et description du milieu d'étude.....	8
1.3. Données utilisées	11
1.4. Matériels.....	11
1.5. Méthodes	12
1.5.1. Fonctionnement de l'échantillonnage quantile.....	12
1.5.2. Paramétrage de l'échantillonnage quantile.....	15
1.5.3. Evaluation de la qualité des simulations.....	16
1.6. Conclusion partielle.....	16

Chapitre 2 : Résultats et Discussion	18
2.1. Introduction	18
2.2. Traitement des données d'entrée	18
2.3. Simulations sur Bétérou 1	21
2.3.1. Appréciation visuelle.....	21
2.3.2. Appréciation par les mesures statistiques	23
2.4. Simulations sur Bétérou 2	24
2.4.1. Appréciation visuelle.....	25
2.4.2. Appréciations par les mesures statistiques	26
2.5. Discussions.....	28
Conclusion et perspectives	29
Synthèse des principaux résultats.....	29
Perspectives	29
Référence bibliographique	30
Annexe	32
Annexe 1	32
Annexe 2	33

Introduction Générale

1. Contexte et justification

Dans la géoscience moderne et dans certaines sciences qui étudient l'environnement, la compréhension du fonctionnement des processus qui régissent un milieu est d'une importance capitale. Pour ce faire, la communauté scientifique s'intéresse de plus en plus à la caractérisation quantitative de la topographie de la surface terrestre pour modéliser l'interaction entre divers systèmes dynamiques de la terre, y compris les processus atmosphériques, géologiques, géomorphologiques, hydrologiques et écologiques (Wilson, 2018). Les modèles numériques de terrains (MNT) sont des recueils d'informations utiles pour comprendre, analyser et prédire les phénomènes physiques à différentes échelles. Ils sont très importants pour les sciences de la terre, car ils permettent de calculer de nombreux paramètres (superficie, pente ...) utiles à la conception de modèles physiques (Mariethoz et al., 2011). En hydrologie, les MNT ayant une haute résolution sont essentiels pour la délimitation des bassins versants, les dimensionnements des ouvrages sur les bassins versants à des fins multiples (installation d'ouvrages hydrauliques, installation de stations hydrologiques...), comprendre les modèles de drainage, la modélisation des inondations et l'analyse des risques (cartographie des zones inondables) ainsi que la modélisation de l'écoulement de l'eau ou de la masse du mouvement (glissements de terrain...) pour ne citer que ces utilisations. Cependant, pour toutes ces applications, les MNT accessibles par les hydrologues sont en général très peu résolus. Les MNT globaux les plus précis disponibles en libre accès ont une résolution spatiale rarement supérieure ou égale à 30 mètres. Ces MNT proviennent par exemple de la Shuttle Radar Topography Mission (SRTM), Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER). Par ailleurs, le coût élevé de l'obtention des MNT à haute résolution (à l'ordre du mètre) ne permet pas aux personnes ou aux institutions avec peu de moyens d'y accéder. Au Bénin, un MNT à une résolution spatiale de 1 m est disponible à l'Institut Géographique National (IGN), mais difficilement accessible aux chercheurs du fait du coût d'acquisition trop élevé (MNT 1 m : 10 € par km² + 20 € de frais fixe) (IGN Belgique, 2022)

Pour répondre à ces difficultés d'accès des chercheurs aux MNT super-résolus pour les applications énumérées ci-dessus, il est proposé dans cette étude une réduction d'échelle des MNT à résolution grossière sur le bassin versant de l'Ouémé à Bétérrou. Elle s'intitule : “**Réduction d'échelle des**

modèles numériques de terrain à partir de l'algorithme d'échantillonnage quantile sur le bassin versant de l'Ouémé à Bétérrou

2. Questions de recherche

Les questions auxquelles répond cette étude sont les suivantes :

- Peut-on augmenter la résolution spatiale grossière d'un modèle numérique de terrain d'un domaine sur la base de quelques portions du modèle numérique de terrain à résolution fine du même domaine en utilisant l'échantillonnage quantile ?
- Quels sont les paramètres optimaux de l'algorithme d'échantillonnage quantile permettant une bonne réduction d'échelle spatiale ?
- Quelles sont les erreurs associées à la méthode d'échantillonnage quantile pour ces paramètres optimaux ?

3. Hypothèses de travail

- La résolution spatiale du modèle numérique de terrain d'un domaine peut être améliorée à l'aide de la méthode d'échantillonnage quantile sur la base de quelques portions du modèle numérique de terrain à résolution fine du même domaine ;
- De meilleurs résultats de simulations peuvent être obtenus pour des plages déterminées des paramètres de l'algorithme d'échantillonnage quantile.

4. Objectifs de l'étude

L'objectif général de cette étude est de réaliser une réduction d'échelle spatiale des modèles numériques de terrain à partir de l'algorithme d'échantillonnage quantile sur la base de quelques portions du modèle numérique de terrain à résolution fine sur le bassin versant de l'Ouémé à Bétérrou

Plus spécifiquement il s'agit de :

- Déterminer les paramètres optimaux de l'algorithme d'échantillonnage quantile permettant de reproduire les MNT à fine résolution ;

- Réduire l'échelle spatiale des MNT par l'échantillonnage quantile ;
- Évaluer la qualité des simulations.

5. Structure du mémoire

Ce mémoire est divisé en 4 grandes parties. La première partie porte sur l'introduction générale où le contexte et la problématique de l'étude ont été élucidés ; les hypothèses, les objectifs ont été présentés. La deuxième partie expose la méthodologie et le matériel utilisé pour atteindre les objectifs de l'étude. Il est présenté dans la troisième partie les principaux résultats de l'étude. Enfin une synthèse des différentes parties de l'étude avec les perspectives pour une amélioration future est présentée dans la dernière partie : la conclusion.

6. Revue de littérature

6.1. Clarifications conceptuelles

Modèle numérique de terrain : Un Modèle Numérique de Terrain (MNT) ou encore Digital Elevation Model (DEM) en anglais est un ensemble de données cartographiques numériques qui représente une surface d'élévation topographique continue à travers une série de cellules. Chaque cellule représente l'élévation (Z) d'une entité à son emplacement (X et Y). Les modèles numériques d'élévation sont une représentation de la "terre nue" car ils ne contiennent que des informations sur l'élévation des caractéristiques géologiques (du sol), telles que les vallées, les montagnes et les glissements de terrain, pour n'en nommer que quelques-unes. Ils n'incluent aucune donnée d'élévation concernant des éléments non terrestres, tels que la végétation ou les bâtiments et tout autre objet de surface. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour générer des modèles numériques d'élévation : l'arpentage au sol, des techniques de stéréogrammétrie, l'interférométrie radar, un échosondeur multifaisceaux, enfin la détection et la télémétrie de la lumière (LiDAR ou altimétrie laser) (*Équateur*, 2022)

Réduction d'échelle : Dans un contexte spatial, la réduction d'échelle s'apparente plus ou moins à un zoom sur la zone d'intérêt pas des méthodes géostatistiques, déterministes ... Dans la science du climat, la réduction d'échelle ou encore downscaling consiste à prendre les données disponibles à grande échelle et faire des prévisions à l'échelle locale.

Géostatistique multipoint : la géostatistique est une classe de statistique utilisée pour analyser et prédire les valeurs associées aux phénomènes spatiaux ou spatio-temporels. Cette branche de la statistique s'intéresse à l'étude des processus qui se déploient de façon continue dans l'espace géographique. La géostatistique du multipoint est basée sur trois concepts (Guardiano et Srivastava, 1993). Le premier implique la possibilité que l'ensemble des données soit insuffisant pour en déduire toutes les caractéristiques statistiques. Le deuxième consiste à représenter l'hétérogénéité par le biais d'un cadre statistique non-paramétrique. Le dernier concept est l'utilisation d'images d'entraînement afin d'évaluer les données statistiques. Le multipoint ne permet pas de faire des simulations satisfaisantes à partir des données de l'objet d'étude. C'est pour cela que nous devons avoir une image d'entraînement qui correspond plus ou moins à ce que nous attendons. Par conséquent, le multipoint se base sur des statistiques d'images et non pas sur des modèles. Pour obtenir des résultats probants une portion des données doit représenter la réalité du terrain (images d'entraînement).

Image d'entraînement : Dans la géostatistique multipoint une image d'entraînement ou image d'apprentissage est une donnée d'entrée cruciale pour les algorithmes de simulation multipoints, car elle contient toutes les informations nécessaires à l'algorithme pour effectuer la simulation. Celle-ci se doit d'être représentative de la zone d'étude afin d'avoir la simulation la plus proche de la réalité que possible.

Échantillonnage quantile : L'échantillonnage quantile (QS) est un nouvel algorithme de géostatistique multipoint qui est beaucoup plus facile que les algorithmes précédents dans le domaine. L'échantillonnage quantile est plus facile et plus rapide à mettre en œuvre et beaucoup plus facile à configurer. Il peut produire des réalisations conditionnelles et inconditionnelles honorant les statistiques d'ordre élevé de variable continu ou de catégorie uni- ou multivarié, pour une ou plusieurs images d'entraînement. De plus, il utilise une bibliothèque externe haute performance qui offre la meilleure utilisation du matériel actuel.

6.2. Synthèse bibliographique

Les modèles numériques de terrain sont un ensemble de données spatiales ou géospatiales de base requis pour de nombreuses applications environnementales et des planifications scientifiques. Ainsi, la qualité de ces données géospatiales a une influence directe sur toute analyse et interprétation de processus dont ils sont les données de base.

Cependant l'accès à des MNT à résolution spatiale très fine est difficile et très coûteux. C'est pour cela que des méthodes dites de super résolution se proposent d'améliorer la résolution des MNT à partir des MNT déjà existant avec une résolution spatiale basse. Ces méthodes utilisent des méthodes mathématiques et des algorithmes très complexes pour parvenir à leur fin. Elles se classent en plusieurs types dont celles utilisant l'intelligence artificielle (deep learning, machine learning...), la géostatistique multipoint ou encore les approches mixtes. Zhang et al., (2021) ont utilisé une méthode de super résolution basée sur le deep learning pour améliorer la résolution spatiale des MNT. Leur approche de réduction d'échelle du modèle d'élévation numérique se base sur des réseaux de neurones à convolution sous-pixels récurrents pour générer des MNT à plus haute résolution à partir de MNT à basse résolution. Les résultats démontrent que leur méthode présente des améliorations évidentes en termes de précision et de robustesse et illustrent davantage la faisabilité des méthodes d'apprentissage en profondeur dans le domaine du traitement des données numérique d'élévation. Jiao et al., (2020) ont mis au point un modèle de réseau neutre avec 30 couches convolutives pour apprendre la relation de cartographie des caractéristiques entre un MNT à basse et haute résolution. Pour éviter le problème de dégradation du réseau causé par l'augmentation du nombre de couches conventionnelles, un apprentissage résiduel est introduit pour accélérer la vitesse de convergence du modèle. Les résultats montrent que le MNT super résolu obtenu via le réseau résiduel profond est meilleur que celui obtenu en utilisant un réseau de neurones avec moins de couches convolutives.

Par ailleurs, il existe les méthodes dites de fusion de données dont l'applicabilité sur les données géospatiales est tout aussi satisfaisante. La fusion de MNT est une application clé de la fusion de données en télédétection. Il tire parti des caractéristiques complémentaires des MNT multi-sources pour fournir un ensemble de données d'élévation plus complet, précis et fiable (Okolie et Smit, 2022). Selon Okolie et Smit (2022), la fusion de MNT se définit comme l'intégration synergique de deux ou plusieurs MNT sources utilisant un certain algorithme pour générer un MNT amélioré qui est plus détaillé que chacune des sources. L'objectif de cette approche est de générer un MNT

de meilleure qualité mais la définition de la qualité dépend de l'application. Cette méthode est une nouvelle dans son genre et prend en compte beaucoup de paramètres dont la qualité, la disponibilité des données sources nécessaires à la fusion, l'accessibilité à un algorithme efficace pour extraire des informations.

Plusieurs autres études ont été menées sur la super résolution avec d'autres approches pour des résultats tout aussi probants tels que les approches basées sur la géostatistique multipoint que notre étude se propose d'adopter. Elle permet la simulation réaliste de structures spatiales complexes en déduisant des statistiques à partir d'une image d'apprentissage. La méthode d'échantillonnage direct est un algorithme de simulation multipoint basé sur les pixels consistant à échantillonner directement l'image d'entraînement pour un événement de données précis étendant aussi l'application de la géostatistique multipoint aux variables continues et aux problèmes multivariés. La méthode peut être utilisée pour la simulation d'hétérogénéité géologique, prenant en compte ou non des observations indirectes telles que la géophysique (Mariethoz et al., 2010). Mariethoz et al., (2010) montrent l'applicabilité de l'échantillonnage direct en présence de caractéristiques complexes, de relations non linéaires entre variables et de divers cas de non-stationnarité. C'est un algorithme facile à paralléliser, économe en mémoire et simple à mettre en œuvre. Outre ses avantages, l'échantillonnage direct présente plusieurs défauts. En effet, elle nécessite un seuil qui est spécifié par l'utilisateur qui permet à l'algorithme de différencier les bons pixels candidats dans l'image d'apprentissage des mauvais pixels basé sur une fonction de distance prédéfinie. Ce seuil peut être très élevé, sensible et difficile à déterminer ce qui affecte souvent considérablement le temps de calcul. C'est dans le sens d'améliorer cette défaillance que (Gravey et Mariethoz, 2020) ont présenté une nouvelle approche flexible de simulation basée sur les pixels, à savoir Quantile Sampling (QS). Il est nativement conçu pour gérer des variables continues et rapidement implémenter en capitalisant sur des bibliothèques standard. L'algorithme peut gérer des images d'entraînement incomplètes de n'importe quelle dimensionnalité, avec des variables catégorielles et/ou continues, et la stationnarité n'est pas explicitement requise. Il est possible d'effectuer des simulations inconditionnelles ou conditionnelles, même avec des covariables exhaustivement informées. Cette étude a montré que le paramétrage de l'algorithme (et donc la qualité de la simulation) n'a presque aucun impact sur le coût de calcul, ce qui est un avantage. Nombreux sont les algorithmes géostatistiques multipoint qui imposent des compromis entre le temps de calcul et

les paramètres qui contrôlent la qualité de la simulation, imposant ainsi des difficultés de choix pour les utilisateurs. Le QS est comparativement plus simple à mettre en place à cet égard.

Chapitre 1 : Données, matériels et méthodes

1.1. Introduction

Dans ce chapitre est présentée dans une première partie la description du cadre d'étude et sa situation géographique. Dans la seconde partie, est développé l'ensemble des données utilisées, le matériel exploité ainsi que la méthodologie de travail adoptée.

1.2. Localisation et description du milieu d'étude

Le Bénin est situé en Afrique de l'Ouest dans la zone tropicale entre l'équateur et le tropique du cancer entre les parallèles 6°30' et 12°30' de latitude nord et les méridiens 1° et 3°40' de longitude est. Du nord au sud, il s'étend sur 700 Km ; la largeur varie de 125 Km le long de la côte à 325 Km (à la latitude Tanguéta-Ségbana). Le Bénin possède deux types de climat ; au sud, un climat équatorial avec une forte humidité. Alternance de saisons sèches (de novembre à mars et de mi-juillet à mi-septembre) et de saisons des pluies (d'avril à mi-juillet et de mi-septembre à octobre) puis au centre et au nord, un climat tropical. Une saison sèche de novembre à avril et une saison des pluies de juin à septembre. Le pays présente un relief peu accidenté comprenant :

- une région côtière, basse et sablonneuse limitée par des lagunes;
- un plateau d'argile ferrugineux;
- un plateau silico-argileux, parsemé de quelques sous-bois;
- au nord-ouest, le massif de l'Atacora (658 m);
- au nord-est, les plaines du Niger, silico-argileuses très fertiles.

Du point de vue hydrographique, quatre grands ensembles hydrographiques regroupent le pays dont le bassin béninois du fleuve Niger, le bassin de la Volta, le bassin du Mono-Couffo et le bassin de l'Ouémé. La figure ci-après présente la localisation et la description du Bénin.

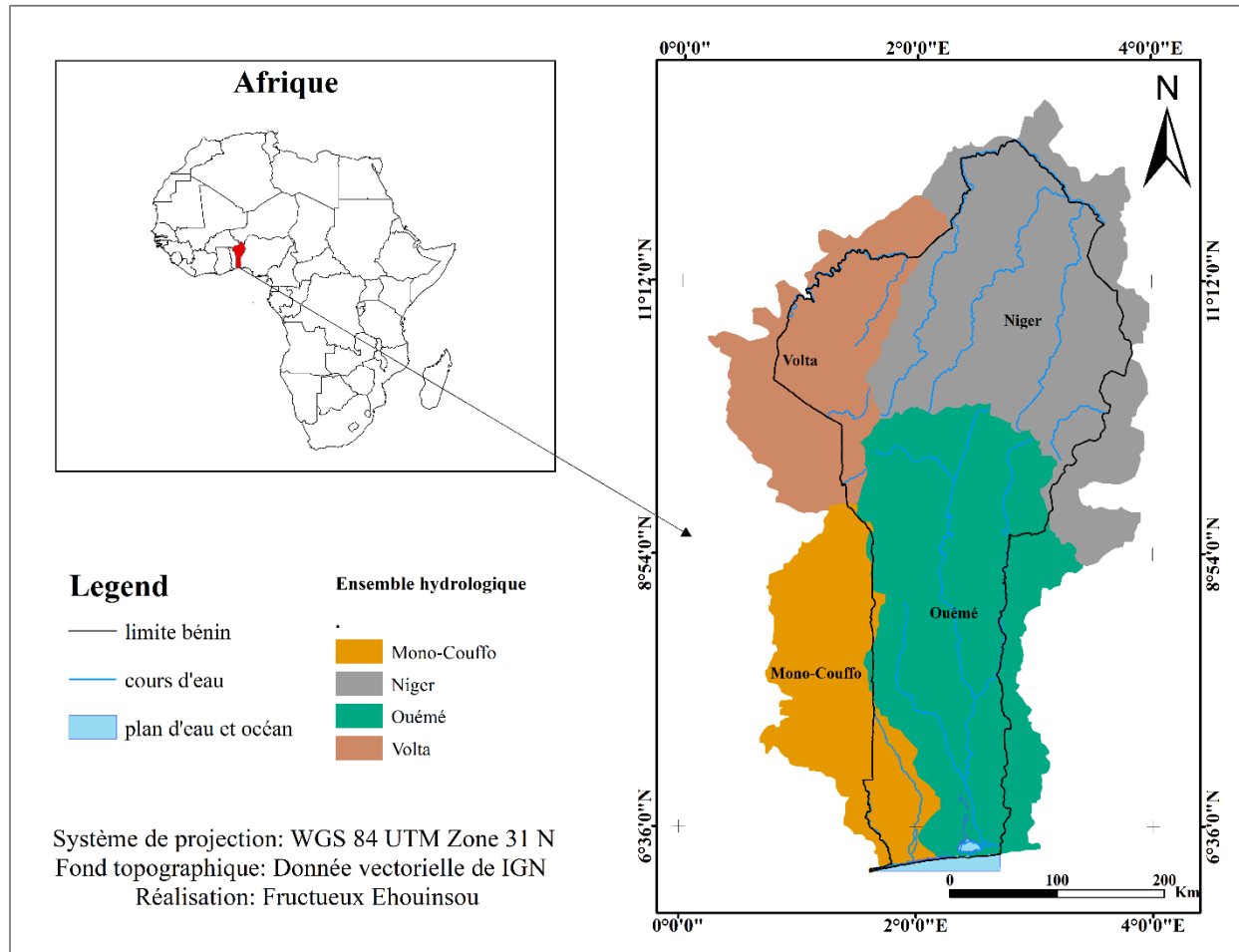
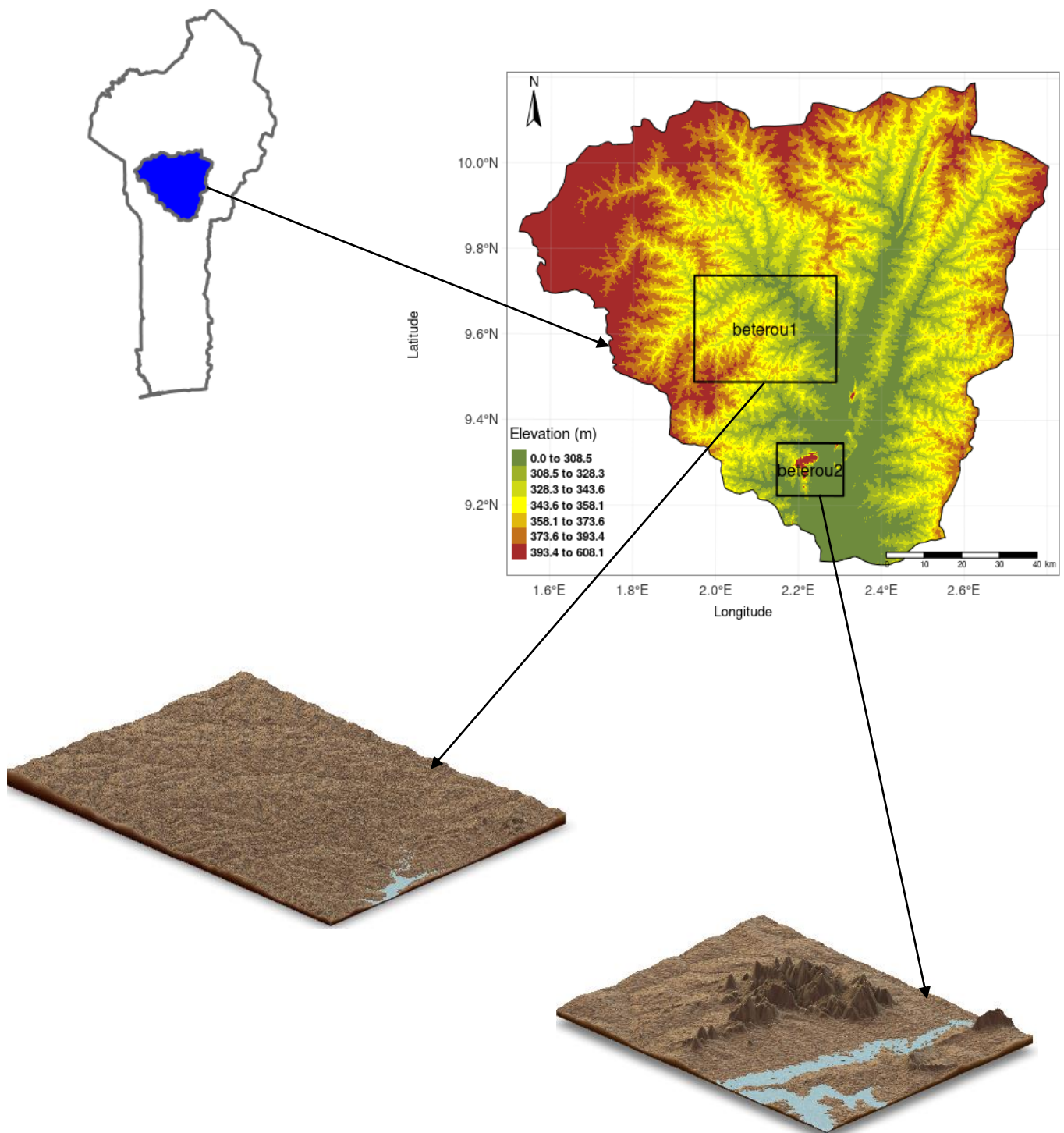


Figure 1: Carte hydrographique du Bénin

Nos travaux sont axés sur le bassin versant de l'Ouémé à Bétérou. Le bassin-versant de l'Ouémé à Bétérou est sous l'influence d'un climat tropical soudanien avec une saison sèche de mi-octobre à avril et une saison pluvieuse de mai à octobre. Il se caractérise, dans son ensemble, par un relief peu accidenté. Il montre cependant, du sud au nord, plusieurs types de milieux physiques, principalement commandés par un gradient climatique méridien, légèrement modéré par l'altitude (Akognongbe et al., 2014). Dans le cadre de ce mémoire les travaux ont porté sur deux différentes portions de ce bassin versant de l'Ouémé à Bétérou indiqué par bétérou 1 et bétérou 2 (**figure 2**). Ces portions ont été délimitées non seulement en raison de la ressource de calcul dont nous disposons pour implémenter l'algorithme de réduction d'échelle mais aussi pour éviter le phénomène d'effet de bordure qui pourrait affecter la qualité des simulations.



1.3.Données utilisées

Dans le cadre de cette étude, les données utilisées sont les données d'élévation provenant de la Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) à une résolution spatiale de 30 m et 90 m. Les données STRM sont obtenues à une échelle globale afin de générer la base de données topographiques numériques la plus complète de la terre. SRTM consistait en un système radar spécialement modifié qui a volé à bord de la navette spatiale Endeavour au cours d'une mission de 11 jours en février 2000. SRTM est un projet international mené par la National Geospatial-Intelligence Agency (NGA) et la National Aeronautics and Space Administration (NASA). L'acquisition a été faite par OpenTopography accessible par le lien suivant (<https://opentopography.org>). Dans la procédure de réduction d'échelle que nous présentons pour cette étude, les données SRTM de résolution spatiale 30 m et 90 m sont considérées respectivement comme les données de résolution fine et grossière du modèle d'échantillonnage quantile. En d'autres termes, les données SRTM de résolution spatiale 30 m (résolution fine) sont considérées comme la référence à atteindre par la mise en œuvre l'algorithme.

1.4.Matériels

L'outil informatique a été très important dans le cadre de ce travail. En effet, nous avons utilisé un ordinateur avec les logiciels suivant :

- Microsoft Office Word 2016 pour rédiger le document de mémoire ;
- QGIS 3.28 pour réaliser les cartes du mémoire ;
- R et R Studio pour réaliser les graphes ;
- Windows Subsystem for Linux pour mettre en place l'environnement de travail ;
- Le serveur géostatistique G2S pour exécuter les simulations ;
- Python et sa notebook jupyter ;
- Zotero 6.0.18 pour générer les références bibliographiques.

1.5.Méthodes

L'algorithme d'échantillonnage quantile se base sur le fait qu'un tiers désire d'accéder aux données de MNT hyper-résolus (1 m de résolution par exemple) d'un domaine assez grand (de la taille d'un bassin versant) dont il détient quelques portions.

En prenant en entrées les données de MNT à résolution grossière et les portions de données de MNT hyper-résolus dudit domaine, l'algorithme produit en sorties des données simulées de MNT hyper-résolus sur l'ensemble du domaine. Nous présentons dans la suite le fonctionnement de l'algorithme d'échantillonnage quantile.

1.5.1. Fonctionnement de l'échantillonnage quantile

Avant d'aborder le fonctionnement proprement dit, il est important de préciser les traitements effectués en amont sur les données d'entrées. Ainsi, le modèle numérique de terrain à résolution spatiale de 90 m est ramené à 30 m par la méthode d'interpolation bicubique pour la redimensionner à l'échelle du modèle numérique de terrain de 30 m de résolution spatiale (réduction d'échelle).

La description et le fonctionnement de la méthode d'échantillonnage quantile ont été décrits par (Gravey et Mariethoz, 2020). Par conséquent, cette partie de notre mémoire ne fait que reprendre ce qui peut être trouvé dans leurs travaux. Nous commençons par présenter l'algorithme d'échantillonnage quantile, puis nous décrivons les paramètres que prend en compte la méthode pour effectuer les simulations.

L'algorithme d'échantillonnage quantile est un résumé adapté de l'algorithme de simulation multipoints basés sur les pixels (Mariethoz et Caers, 2014). Il est conçu pour être robuste, efficace et s'exécute à temps constant. Il est adapté à des variables de type catégorielle, de type continue ou même les deux. La différence entre cette approche et les approches existantes réside dans les lignes 3 et 4 du pseudo code donné ci-dessous lorsque les modèles candidats sont sélectionnés. C'est la tâche la plus chronophage dans de nombreux algorithmes Multipoint Statistic (MPS), et l'approche de l'échantillonnage quantile se concentre uniquement sur le calcul d'une manière qui réduit son coût et minimise le paramétrage. Le pseudo-code de l'algorithme QS est donné ici.

Entrées :

- T les images d'apprentissage ;
- S la grille de simulation, y compris les données de conditionnement ;
- P le chemin de simulation.

Le choix de la métrique du modèle :

1. Pour chaque pixel x non simulé suivant le chemin P ,
2. Rechercher le voisinage $N(x)$ dans S qui contient tous les nœuds précédemment simulés ou de conditionnement dans un rayon spécifié.
3. Calculer la carte des incompatibilités entre T et $N(x)$
4. Sélectionner un bon candidat par le tri des quantiles sur la carte des incompatibilités
5. Assigner la valeur du candidat sélectionné à x en S
6. **Fin**

Les lignes 3 et 4 font la particularité de l'échantillonnage quantile, de ce fait les lignes à suivre développent le processus derrière ces étapes. En premier lieu l'évaluation de l'incompatibilité entre $N(x)$ et T autrement dit, le calcul d'une carte de discordance dans l'image d'entraînement (TI) pour chaque pixel simulé. La carte d'inadéquation est une grille qui représente l'inadéquation du motif pour chaque emplacement de l'image d'entraînement et permet l'identification rapide d'un bon candidat, comme indiqué par le cercle rouge sur la **figure 3**.

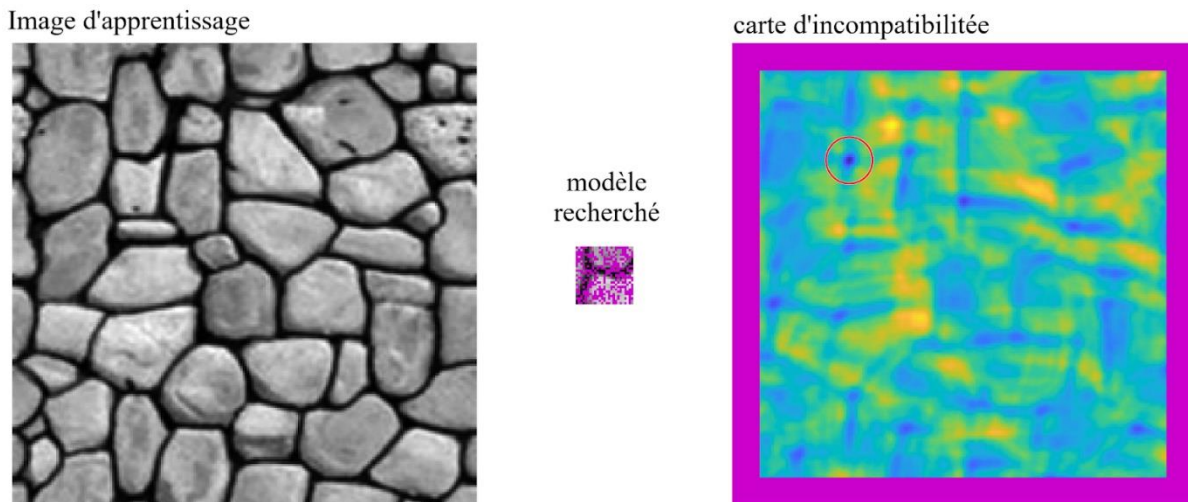


Figure 3: Exemple d'une carte d'incompatibilité pour un modèle incomplet. Le bleu représente les bonnes correspondances, le jaune les mauvaises correspondances et le violet les données manquantes et inutilisables (effet de bordure). Le cercle rouge met en évidence le minimum de la carte d'inadéquation, qui correspond à l'emplacement du meilleur candidat.

En s'appuyant sur l'observation que bon nombre de mesures d'appariement courantes peuvent être exprimées sous forme de sommes pondérées de la non-concordance pixel par pixel ε ; Ici est décrit les erreurs au niveau des pixels pour une seule variable et pour plusieurs variables. Pour une seule variable, la mesure d'inadéquation ε entre deux pixels est la distance entre deux scalaires ou deux classes. Dans le cas de nombreuses variables, il s'agit d'une distance entre deux vecteurs composés de scalaires, de classes ou d'une combinaison des deux. Ici, nous nous concentrons sur les mesures de distance qui peuvent être exprimées sous la forme suivante :

$$(E): \varepsilon(a, b) \propto \sum_{j \in J} f_j(a) \cdot g_j(b)$$

où a et b représentent les valeurs de deux pixels univariés et f_j et g_j sont des fonctions qui dépendent de la métrique choisie. J est défini par l'utilisateur en fonction de la métrique utilisée. Ici, nous utilisons le symbole de proportionnalité, car nous nous intéressons aux métriques relatives plutôt qu'aux métriques absolues ; à savoir, l'objectif est de classer les modèles candidats. Dans la littérature bon nombre des mesures ou distances courantes utilisées dans MPS peuvent être exprimées sous la forme (E) pour des applications dans le cas de variables continues et catégorielles. La deuxième particularité de ce travail est la stratégie de k -échantillonnage pour sélectionner une valeur simulée parmi les candidats. L'idée principale est d'utiliser la carte d'inadéquation précédemment calculée pour sélectionner un ensemble de candidats potentiels qui sont définis par les k plus petites valeurs (c'est-à-dire un quantile) de l'équation de discordance (E). Une fois cet ensemble sélectionné, nous tirons au hasard un échantillon de ce pool de candidats. Cela diffère des stratégies qui reposent sur un seuil fixe, qui peut être lourd à déterminer. Cette stratégie est très similaire à la stratégie ε -répliquer utilisée dans le quilting d'images (Mahmud et al., 2014) en ce sens que nous réutilisons et étendons pour répondre aux exigences spécifiques de QS. Elle a pour principal avantage de redimensionner le critère d'acceptation en fonction de la difficulté ; c'est-à-dire que l'algorithme est plus tolérant vis-à-vis des modèles rares tout en exigeant des correspondances très proches pour les modèles courants.

Dans le détail, la procédure de sélection des candidats est la suivante : tous les candidats possibles sont classés en fonction de leur inadéquation, et un candidat est sélectionné au hasard parmi les k meilleurs. Ce nombre, k , peut être considéré comme un quantile sur l'ensemble de données d'apprentissage. Cependant, le paramètre k a l'avantage d'être une représentation facile pour les

utilisateurs, qui peuvent associer $k = 1$ au meilleur candidat, $k = 2$ au deuxième meilleur candidat, etc. Pour affiner le paramètre k , la stratégie d'échantillonnage peut être étendue à des valeurs non entières de k en échantillonnant les candidats avec des probabilités non uniformes. Par exemple, si l'utilisateur définit $k=1,5$, le meilleur candidat a une probabilité de deux tiers d'être échantillonné et le deuxième meilleur une probabilité d'un tiers. Pour $k = 3,2$ (**figure 4**), chacun des trois meilleurs candidats est échantillonné avec une probabilité égale de 0,3125 et le quatrième meilleur avec une probabilité de 0,0625. Cette caractéristique est particulièrement utile pour ajuster k entre 1 et 2 et pour éviter une valeur de $k = 1$, ce qui peut entraîner le phénomène de copie verbatim (copie à l'identique).

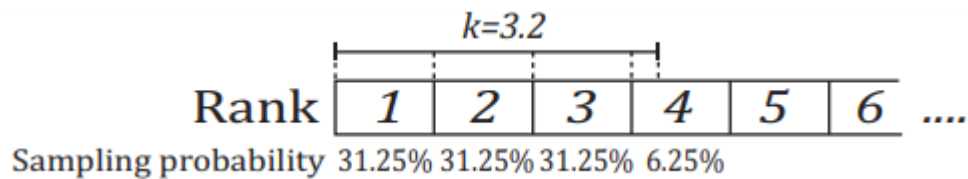


Figure 4: Illustration de la stratégie d'échantillonnage k .

1.5.2. Paramétrage de l'échantillonnage quantile

Le tableau ci-après présente les paramètres de l'algorithme QS.

Tableau 1: Paramètres du QS

Paramètres	Descriptions
ti	Images d'entraînement (une ou plusieurs images)
di	Image de destination (une image, alias grille de simulation). La taille de di sera la taille de la grille de simulation.
Dt	Type de données. 0 → continu et 1 → catégorique. C'est là que le nombre de variables est défini.
k	Nombre de meilleurs candidats à considérer $\in [1 \infty]$
n	Nombres de voisins les plus proches à considérer.

1.5.3. Evaluation de la qualité des simulations

Pour cette étape nous nous proposons d'utiliser deux approches : (1) une approche qualitative où nous comparons les entrées et les sorties en se basant sur un critère d'appréciation visuelle et une (2) approche quantitative dans laquelle nous utilisons des mesures statistiques (critères de performances) pour mesurer la qualité des MNT simulés. Les critères de performance utilisés pour évaluer la qualité des simulations sont : la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et le biais en pourcentage.

Soient T_i et $T_{i\text{sim}}$ respectivement les modèles numériques de référence et simulé

- La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)

Le RMSE indique l'ajustement absolu du modèle aux données c'est-à-dire à quel point les points de données observées sont proches des valeurs prédites du modèle. Des valeurs inférieures de RMSE (qui tendent vers 0) indiquent un meilleur ajustement. Le RMSE est une bonne mesure de la précision avec laquelle le modèle prédit la réponse. Il se traduit par l'expression suivante :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (T_{i\text{sim}} - T_i)^2}{N}}$$

- L'erreur absolue moyenne (MAE)

L'erreur absolue moyenne (MAE) est une mesure utilisée pour évaluer également l'écart entre deux séries de données. Ces mesures nous indiquent la précision de nos prévisions et l'ampleur de l'écart par rapport aux valeurs réelles. Tout comme le RMSE, des valeurs proches de 0 indiquent que les prédictions du modèle sont proches des valeurs réelles. Elle se traduit par l'expression suivante :

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |T_{i\text{sim}} - T_i|}{N}$$

- Le biais en pourcentage

Le biais permet d'évaluer si les prédictions sont précises ou non et si le modèle a tendance à sur- ou sous-estimer les valeurs de la variable d'intérêt. Tout comme le RMSE et le MAE des valeurs proches de 0 indiquent un meilleur ajustement. Il se traduit par l'expression suivante :

$$\% \text{ Biais} = \frac{\sum_{i=1}^N (T_{i \text{ sim}} - T_i)}{N} * 100$$

1.6.Conclusion partielle

Ce chapitre a présenté la localisation et la description de notre milieu d'étude, les données utilisées, le fonctionnement de notre approche ainsi que la méthodologie adoptée. La mise en cohérence de ces informations nous permet de présenter les résultats au chapitre suivant.

Chapitre 2 : Résultats et Discussion

2.1.Introduction

Le présent chapitre présente dans un premier temps les résultats issus de la méthode énoncée dans le chapitre précédent puis dans un autre une discussion autour de ces résultats. Ces résultats prennent en compte la qualité des simulations en fonction des paramètres sur chaque zone d'étude.

2.2.Traitement des données d'entrée

Afin d'atteindre les objectifs de ce mémoire les jeux de données SRTM global ont été utilisés à des résolutions spatiales de 30 m et 90 m. Nos travaux ont porté sur deux portions du bassin versant de l'Ouémé à l'exutoire de Bétérou. Ces zones ont été délimitées avec des contours réguliers pour éviter le phénomène d'effet de bordure pouvant entraîner des valeurs manquantes, inutilisables lors de la détermination de la concordance entre l'image d'entraînement et l'image simulée. Pour pouvoir exécuter l'algorithme, nous avons besoin d'un MNT avec une résolution grossière et un autre avec une résolution fine. Le SRTM global de 30 m de résolution spatiale a été utilisé comme notre modèle à résolution fine et le SRTM global de 90 m de résolution spatiale comme notre modèle à résolution grossière. Cependant les deux modèles ne se présentent pas dans des grilles identiques (**Figure 5**), ceci rend difficile l'établissement d'un lien entre les deux. Il se fait nécessaire de redimensionner la grille du SRTM global de 90 m de résolution à la taille de la grille du SRTM global de 30 m. Pour ce faire, nous avons utilisé la méthode d'interpolation traditionnelle bicubique pour rééchantillonner le SRTM global de 90 m à l'échelle du 30 m (**Figure 6**). Le même traitement a été effectué sur les deux SRTM globaux des deux zones bétérou 1 et bétérou 2.

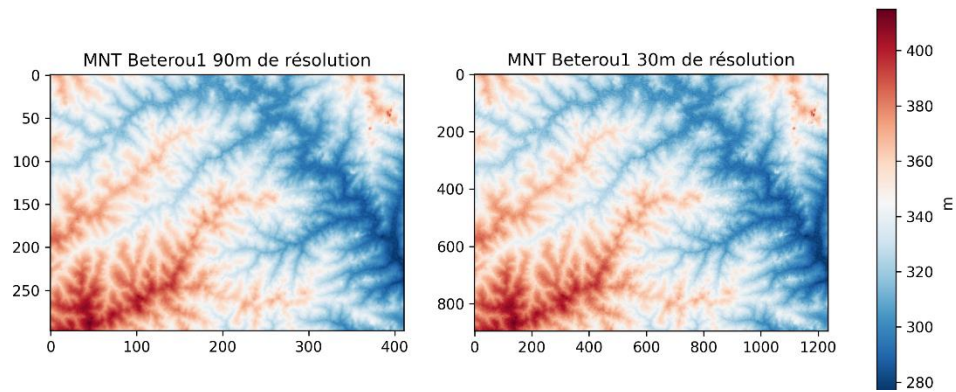


Figure 5 : Grille de Bétérou 1 à 90 m et à 30 m de résolution spatiale

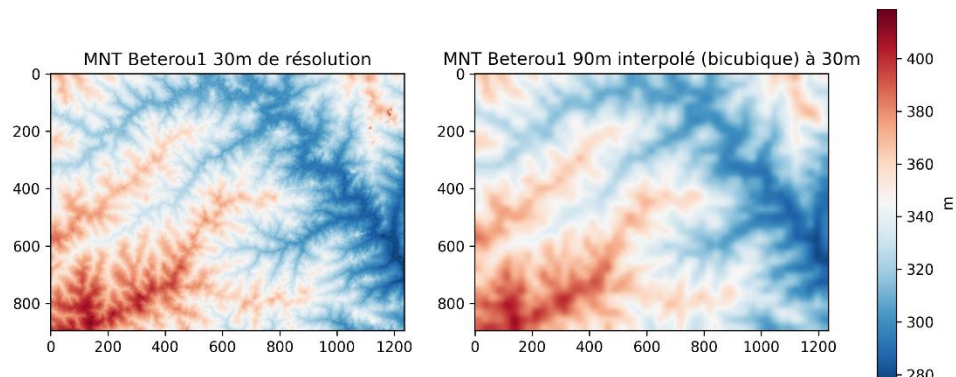


Figure 6: Grille de Bétérou 1 à 90 m et à 30 m de résolution spatiale après redimensionnement

Par ailleurs les simulations sont effectuées différemment sur chacune des zones à savoir Bétérou 1 et Bétérou 2. Dans le cas de la première zone Bétérou 1 les simulations ont porté sur une portion tandis que la portion restante est utilisée comme image d'apprentissage (**figure 7**) alors que les simulations ont porté sur l'ensemble de Bétérou 2 tout en utilisant l'entier de Bétérou 2 comme image d'apprentissage (**figure 8**).

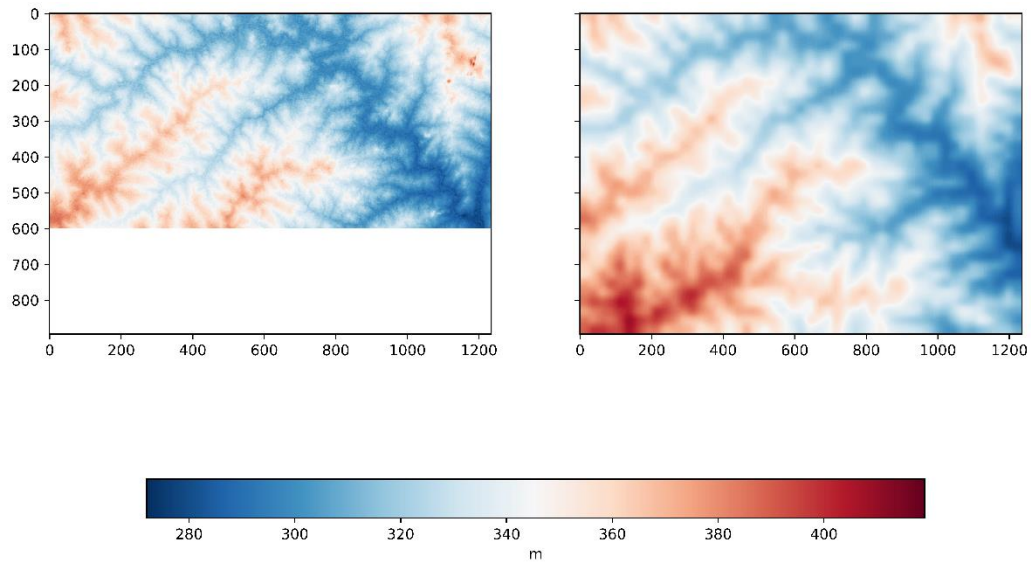


Figure 7: Grilles d'image d'apprentissages sur Bétérou 1

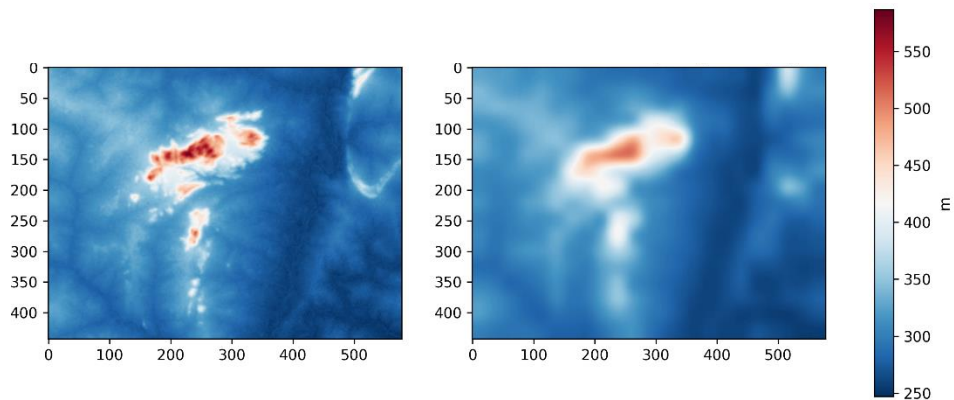


Figure 8: Grilles de l'image d'apprentissage sur Bétérou 2

La **figure 7** renseigne sur les grilles d'images d'apprentissage et d'images simulées ainsi que les images de base dans le cas de Bétérou 1. La portion non renseignée dans l'image d'apprentissage représente la grille de l'image simulée. La **figure 8** renseigne sur les grilles d'image d'apprentissage de Bétérou 2. La grille de simulation sur Bétérou 2 recouvre l'entier du modèle numérique de terrain.

2.3. Simulations sur Bétérou 1

Les résultats présentés dans cette section proviennent de 50 simulations de réduction d'échelle à partir de l'algorithme de l'échantillonnage quantile. Un ensemble de 5 simulations par voisins proches considérés et chaque meilleur candidat considéré. Seul les simulations effectuées pour les paramètres ($n = 10$, $k=6$), ($n = 10$, $k = 50$), ($n = 100$, $k = 6$) et ($n = 100$, $k = 50$) sont présentées afin de mettre en évidence la qualité de simulation.

2.3.1. Appréciation visuelle

Pour une meilleure appréciation les modèles numériques de terrain sont présentés avec rendu d'ombrages.

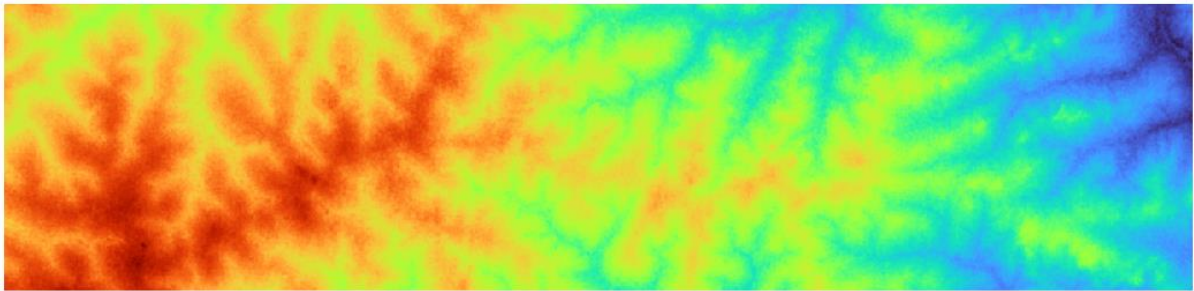


Figure 9: Image réelle de la portion simulée de Bétérou 1

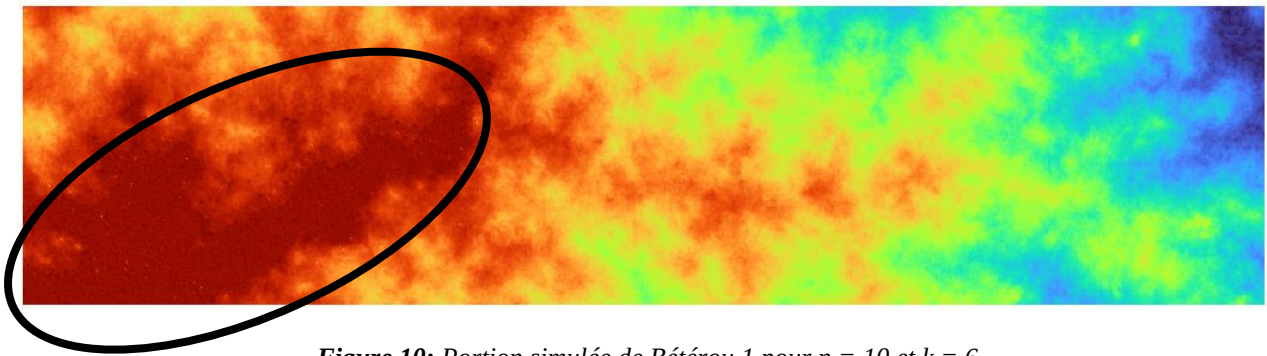


Figure 10: Portion simulée de Bétérou 1 pour $n = 10$ et $k = 6$

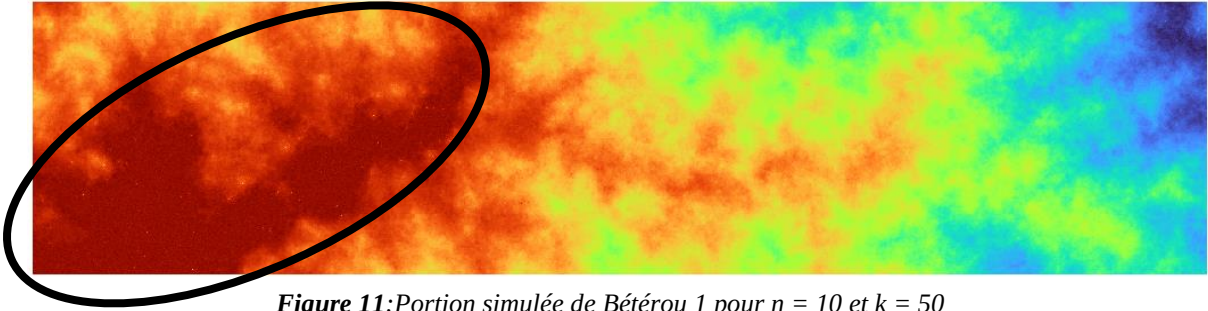


Figure 11: Portion simulée de Bétérou 1 pour $n = 10$ et $k = 50$

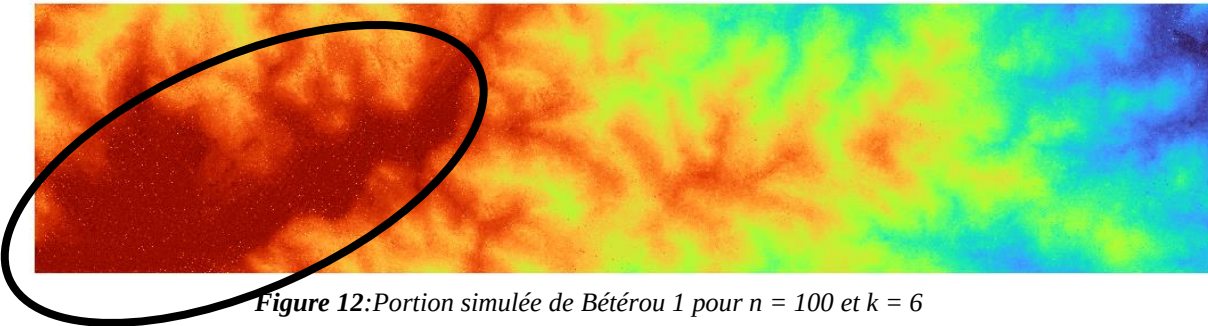


Figure 12: Portion simulée de Bétérou 1 pour $n = 100$ et $k = 6$

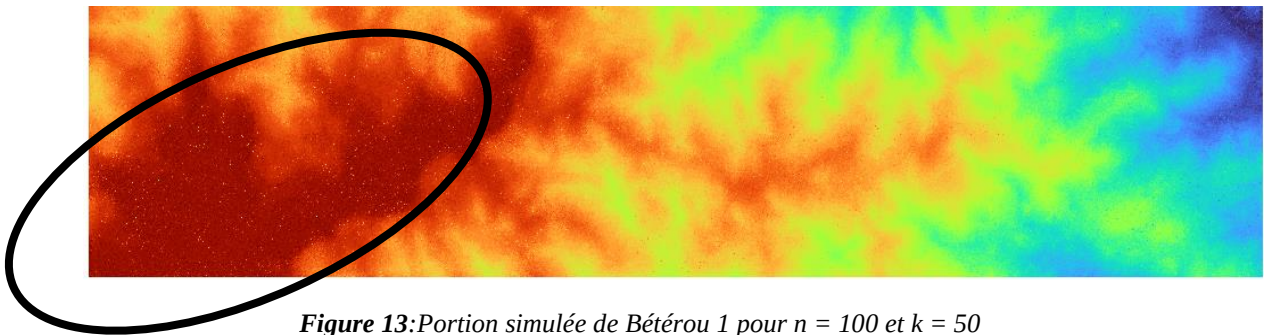


Figure 13: Portion simulée de Bétérou 1 pour $n = 100$ et $k = 50$

La **figure 9** présente le MNT réel de la zone simulée sur Bétérou 1 à résolution spatiale de 30 m et les **figures 10, 11, 12 et 13** présentent les simulations effectuées pour des valeurs de paramètres ($n = 10$, $k = 6$), ($n = 10$, $k = 50$), ($n = 100$, $k = 6$) et ($n = 100$, $k = 50$). Sur l'ensemble des simulations effectuées sur bétérou 1 on remarque que l'algorithme a de difficulté à reproduire le modèle numérique de terrain sur l'ensemble du MNT et beaucoup plus dans les coins inférieurs gauches et encerclés par le cercle en noir, ce qui pourrait s'expliquer par une discordance pour chaque emplacement de pixels simulés. Le QS n'a pas pu retrouver des pixels assez correspondants pour chaque emplacement de pixel. Il semble donc peu probable de reproduire un modèle numérique de terrain sur la base d'une portion voisine comme image d'apprentissage. Toutefois les simulations semblent se rapprocher du MNT réel, pour des paramètres de nombre de voisins proches considérés élevés ($n = 100$) et des nombres de meilleurs candidats sélectionnés réduits ($k = 6$).

2.3.2. Appréciation par les mesures statistiques

- RMSE et MAE

La **figure 14** présente l'évolution de l'erreur quadratique moyenne et de l'erreur absolue moyenne en mètre (m) par simulation et pour chaque paramètre de voisins proches considérés et de meilleurs candidats considérés (sim(n_k)) sur la portion simulée de Bétérou 1.

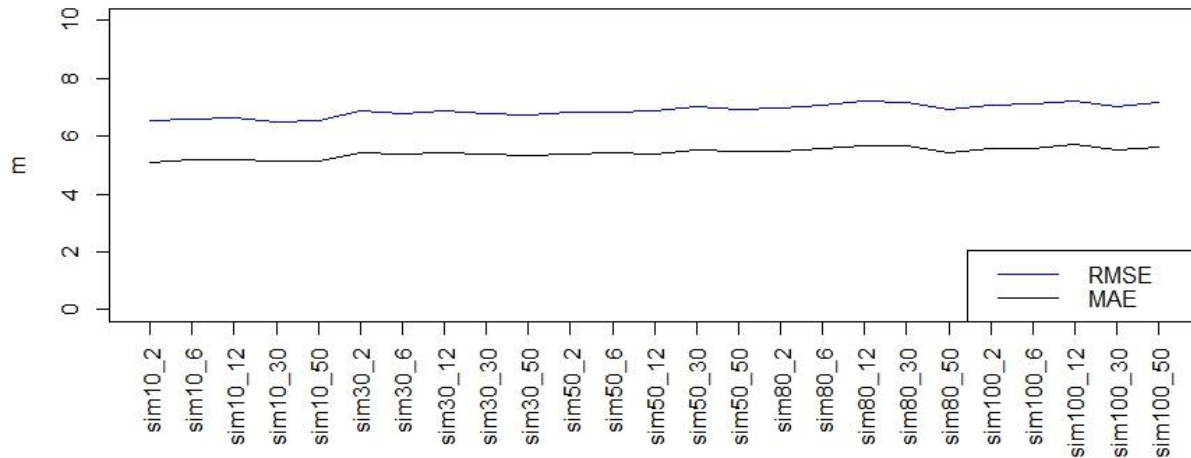


Figure 14: Erreur quadratique moyenne et erreur absolue moyenne sur Bétérou 1

Sur l'ensemble des simulations on remarque que les k meilleurs candidats semblent avoir une influence négligeable sur la variation des erreurs qui ne dépendent alors que du nombre de voisins considérés. En se basant sur cette relation entre le nombre de plus proches voisins et la variation des erreurs on remarque que plus il y a de voisins proches plus la variation des erreurs est grande cependant légère pour des chiffres de 6,3 m à 7,5 m pour l'erreur quadratique moyenne et des chiffres de 5 m à 5,9 m pour l'erreur absolue moyenne. Ce qui veut dire que la distance moyenne entre les valeurs prédites (pixels simulé) et les valeurs réelles (pixels d'origine) est fonction du nombre de plus proches voisins considérés. Ceci semble traduire une difficulté de l'algorithme QS à réussir les simulations en absence d'information aussi minime soit-elle sur la portion simulée.

- Biais en pourcentage

Les **figures 15** et **16** présentent le biais en pourcentage pour les paramètres tel que (n = 100 et k = 6) et (n = 100 et k = 50) sur Bétérou 1.

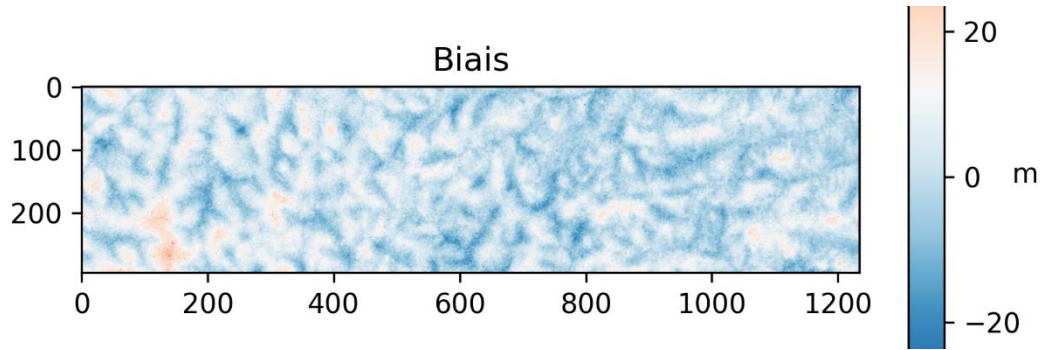


Figure 15: Biais en pourcentage sur Bétérou 1 pour $n = 100$ et $k = 6$

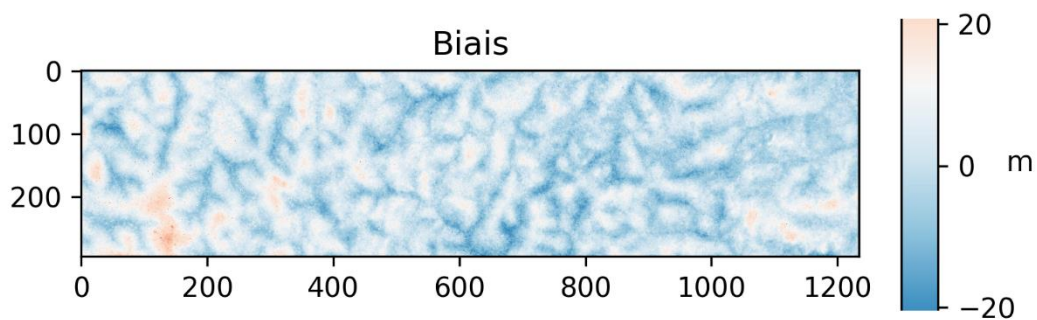


Figure 16: Biais en pourcentage sur Bétérou 1 pour $n = 100$ et $k = 50$

Le biais présenté ici est celui enregistré pour les meilleures simulations. Ainsi on remarque que l'algorithme QS a une légère tendance à la surestimation et la sous-estimation des valeurs d'élévations pour des pourcentages compris entre -20 et 20 pourcents. L'algorithme QS réussit les simulations avec une marge d'erreur de 20 pourcents.

2.4. Simulations sur Bétérou 2

Les résultats présentés ici proviennent de 50 simulations de réduction d'échelle à partir de l'algorithme de l'échantillonnage quantile avec un ensemble de 5 simulations par voisins proches considérés et chaque meilleur candidat considéré. Seul les simulations effectuées pour les paramètres ($n = 10$, $k=6$), ($n = 10$, $k=50$), ($n = 100$, $k = 6$) et ($n = 100$, $k = 50$) sont présentées afin de mettre en évidence la qualité de simulation.

2.4.1. Appréciation visuelle

Tout comme les simulations sur Bétérou 1, les simulations sur Bétérou 2 sont présentées avec rendu d'ombrages pour une meilleure appréciation.

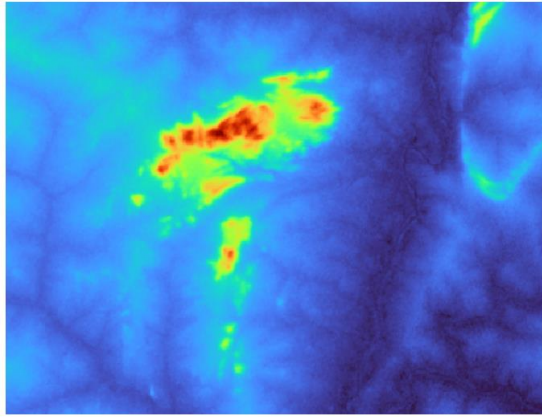


Figure 17: Image réelle de Bétérou 2

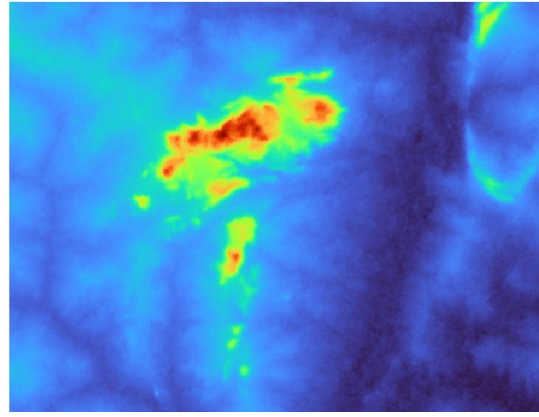


Figure 18: Image simulée de Bétérou 2 pour $n = 10$ et $k = 6$

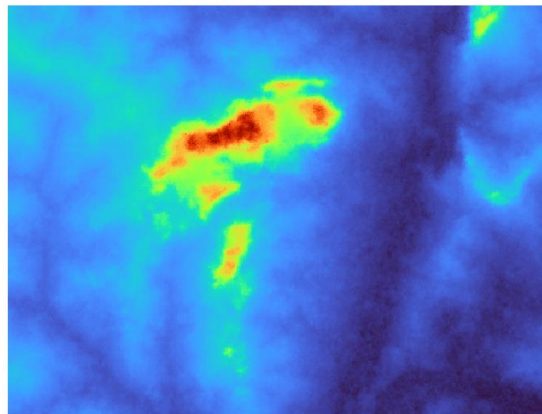


Figure 19: Image simulée de Bétérou 2 pour $n = 10$ et $k = 50$

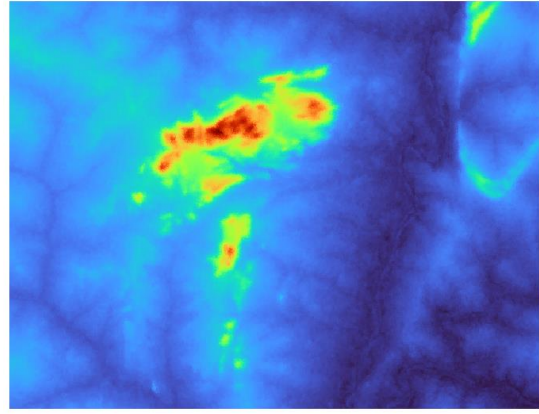


Figure 20: Image simulée de Bétérou 2 pour $n = 100$ et $k = 6$

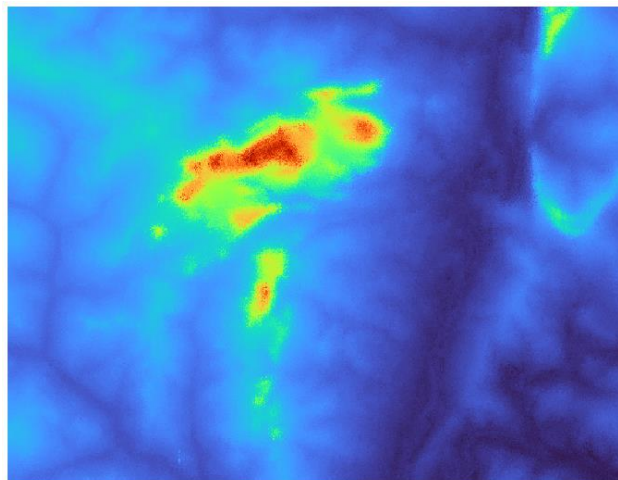


Figure 21: Image simulée de Bétérou 2 pour $n = 100$ et $k = 50$

La **figure 17** présente le MNT réel de la zone appelée Bétérou 2 à résolution spatiale de 30 m et les **figures 18, 19, 20 et 21** présentent les simulations effectuées pour des valeurs de paramètres ($n = 10, k = 6$), ($n = 10, k = 50$), ($n = 100, k = 6$) et ($n = 100, k = 50$). Ces résultats montrent que les simulations pour les paramètres ($n = 10, k = 50$) et ($n = 100, k = 50$) sont bien plus lisses ne reflétant pas le MNT réel, ce qui traduit une tendance à la sous-estimation du QS pour des valeurs élevées de k meilleurs candidats. Cependant les simulations pour les paramètres ($n = 10, k = 6$) et ($n = 100, k = 6$) semblent permettre une bien meilleure simulation du modèle réel avec une simulation bien plus précise et plus fidèle pour les paramètres ($n = 100, k = 6$).

2.4.2. Appréciations par les mesures statistiques

- RMSE et MAE

La **figure 22** présente l'évolution de l'erreur quadratique moyenne et de l'erreur absolue moyenne en mètre (m) par simulation et pour chaque paramètre de voisins proches considérés et de meilleurs candidats considérés ($\text{sim}(n_k)$) sur la portion simulée de Bétérou 2.

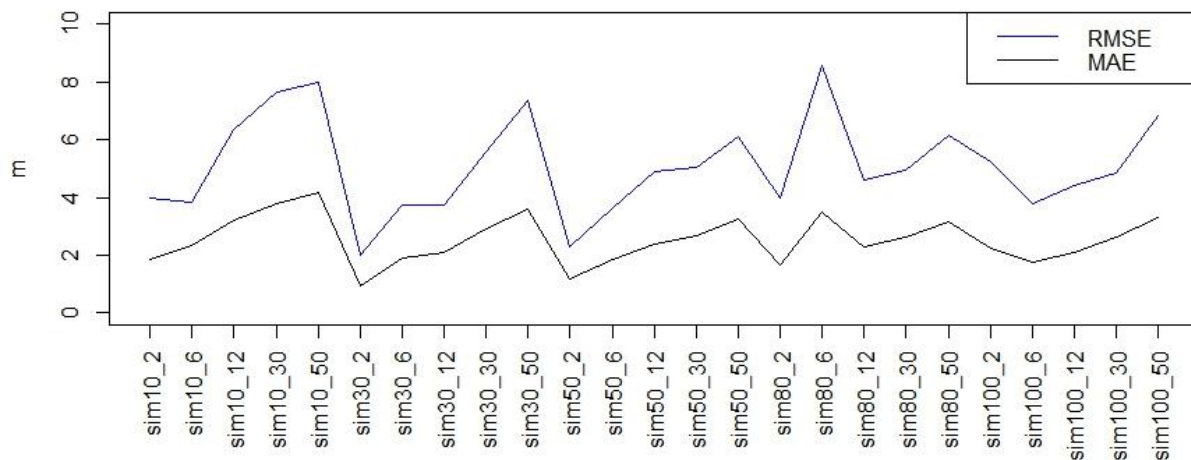


Figure 22: Erreur quadratique moyenne et erreur absolue moyenne sur Bétérou 2

Sur l'ensemble des simulations on remarque une forte variation de l'erreur quadratique moyenne et de l'erreur absolue moyenne qui sont proportionnelles. En effet pour chaque nombre de voisins proches considéré les erreurs sont grandes lorsque le nombre de k meilleurs candidats est grand avec des valeurs de 8 m et 8,5 m pour le RMSE pour ($n = 10, k = 50$) et ($n = 80, k = 6$) et des valeurs de 4,1 m et 3,5 m pour le MAE pour ($n = 10, k = 50$) et ($n = 80, k = 6$). Par ailleurs, ces métriques sont plus élevées lorsque les voisins proches considérés sont peu nombreux.

Ainsi lorsque la relation qui lie les modèles numériques de terrain de haute et basse résolution est forte, plus on augmente le nombre de plus proches voisins avec un nombre de meilleurs candidats réduit plus les simulations sont meilleurs. Le QS semble bien reproduire les modèles numériques de terrains en connaissance d'une portion du MNT.

- Biais en pourcentage

Les **figures 23** et **24** présentent le biais en pourcentage pour les paramètres tel que ($n = 100$ et $k = 6$) et ($n = 100$ et $k = 50$) sur Bétérou 2.

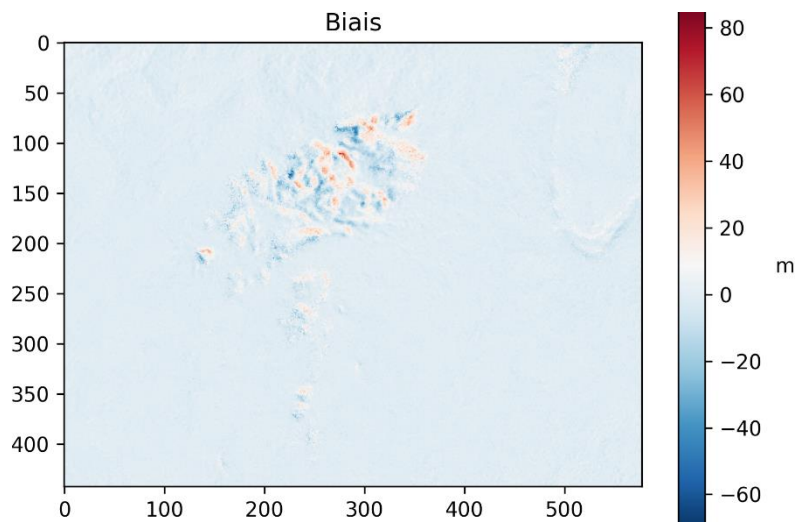


Figure 23: Biais en pourcentage sur Bétérou 2 pour $n = 100$ et $k = 6$

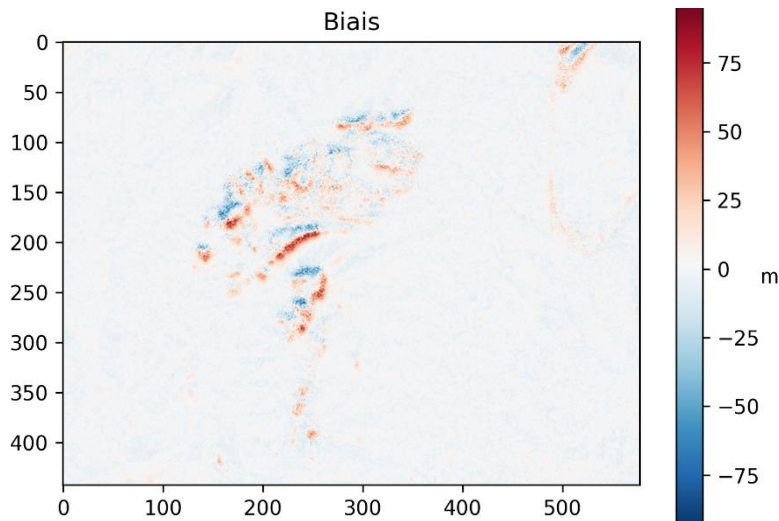


Figure 24: Biais en pourcentage sur Bétérou 2 pour $n = 100$ et $k = 50$

Le biais ainsi présenté montre que l'algorithme QS réussit les simulations avec une marge d'erreur de 40 pourcents pour des paramètres de voisin proche considéré 100 et le nombre de meilleurs candidats 6 cependant la marge d'erreur pour les paramètres de voisin proche considéré 100 et le nombre de meilleurs candidats 50 est de 75 pourcents. Ce qui semble relativement élevé pour conclure une bonne simulation

2.5.Discussions

Dans ce mémoire nous avons réalisé une réduction d'échelle spatiale de modèles numériques de terrain à partir de l'algorithme d'échantillonnage quantile sur la base de quelques portions du modèle numérique de terrain à résolution fine sur le bassin versant de l'Ouémé à Bétérou

Les résultats montrent que le QS est parfaitement adapté pour la simulation de variable continue. Cependant reproduit difficilement les MNT en cas d'incompatibilité pour chaque emplacement de pixels simulés. En effet, la compatibilité pour chaque emplacement de pixels simulés est un facteur déterminant dans la qualité d'une simulation par le QS. Toutefois lorsque la relation entre les MNT de haute et basse résolution est bonne. Les simulations sont bien meilleures mais pour des paramètres bien précis. Il faudrait avoir un nombre de plus proches voisins très grand entre 80 et 100 d'une part, et un nombre de meilleurs candidats sélectionnés sur la base de la compatibilité entre T et $N(x)$ très petit entre 2 et 6 d'autre part pour avoir un meilleur résultat. Les résultats obtenus dans nos travaux concordent avec la paramétrisation de Gravey et Mariethoz, (2020) qui ont obtenu de meilleurs résultats pour n compris entre 60 et 90 et k compris entre 1 et 6 . En effet nos meilleures simulations sont obtenues avec des paramètres compris entre 80 et 100 pour les plus proches voisins et entre 2 et 6 pour les meilleurs candidats sélectionnés.

Conclusion et perspectives

Synthèse des principaux résultats

L'intérêt de notre travail est de réaliser une réduction d'échelle des modèles numérique de terrain sur le bassin versant de l'Ouémé à Bétérou à partir d'une approche de la géostatistique multipoint. Nous avons opté pour l'algorithme d'échantillonnage quantile (QS) parmi beaucoup d'autres approches pour sa facilité de paramétrisation et sa capacité à gérer plusieurs types de variables. En nous basant sur quelques portions du modèle numérique de terrain à résolution fine sur le bassin versant de l'Ouémé à Bétérou pour réaliser la réduction d'échelle. Cependant le QS nécessite des ressources considérables pour effectuer des simulations à l'échelle d'un bassin versant. Nous avons alors établi une méthodologie pour parvenir à réaliser les simulations.

Notre méthodologie consiste à délimiter deux zones bien distinctes dans un même bassin versant avec des résolutions spatiales de 30 m et 90 m pour chacune d'elles. Le MNT de 30 m a été utilisé comme image d'apprentissage par l'algorithme QS qu'il reproduit à partir d'un MNT de 90 m . Il découle de ces résultats que le QS simule très mal les MNT lorsque l'image d'apprentissage fournit très peu d'informations sur la zone simulée. Le QS simule mieux le MNT quand l'image d'apprentissage fournit assez d'informations sur la partie simulée. Les simulations fidèles à l'image d'apprentissage s'obtiennent lorsque les paramètres comme le nombre de voisins proches considérés est élevé et le nombre de meilleurs candidats faible.

Perspectives

Au vu de ces différents résultats, certaines pistes de recherche concrètes sont à considérer pour optimiser les simulations par le QS dans le cadre d'une super résolution des modèles numériques de terrain.

- Etudier l'intervalle de valeurs idéales pour les paramètres du QS tel que le nombre de plus proches voisins et le nombre de meilleurs candidats pour une bonne simulation dans le cas général ;
- Etudier le comportement des simulations par le QS dans le cas d'une stationnarité ou non des zones d'étude ;
- Entrevoir d'autres méthodes pour la super résolution des modèles numériques de terrain.
- Effectuer ces travaux à l'échelle d'un bassin et plus avec à disposition un super ordinateur.

Référence bibliographique

- 1 Akognongbe, A., Abdoulaye, D., Vissin, E. W., & Boko, M. (2014). Dynamique de l'occupation du sol dans le bassin versant de l'Oueme à l'exutoire de Bétérou (Bénin). *Afrique Science: Revue Internationale des Sciences et Technologie*, 10(2).
- 2 Gravey, M., & Mariethoz, G. (2020). QuickSampling v1.0 : A robust and simplified pixel-based multiple-point simulation approach. *Geoscientific Model Development*, 13(6), 2611-2630. <https://doi.org/10.5194/gmd-13-2611-2020>
- 3 Guardiano, F. B., & Srivastava, R. M. (1993). Multivariate Geostatistics : Beyond Bivariate Moments. In A. Soares (Éd.), *Geostatistics Tróia '92* (Vol. 5, p. 133-144). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-011-1739-5_12
- 4 Jiao, D., Wang, D., Lv, H., & Peng, Y. (2020). Super-resolution reconstruction of a digital elevation model based on a deep residual network. *Open Geosciences*, 12(1), 1369-1382. <https://doi.org/10.1515/geo-2020-0207>
- 5 Mahmud, K., Mariethoz, G., Caers, J., Tahmasebi, P., & Baker, A. (2014). Simulation of Earth textures by conditional image quilting. *Water Resources Research*, 50(4), 3088-3107. <https://doi.org/10.1002/2013WR015069>
- 6 Mariethoz, G., Renard, P., & Straubhaar, J. (2010). The Direct Sampling method to perform multiple-point geostatistical simulations : PERFORMING MULTIPLE-POINTS SIMULATIONS. *Water Resources Research*, 46(11). <https://doi.org/10.1029/2008WR007621>
- 7 Mariethoz, G., Renard, P., & Straubhaar, J. (2011). Extrapolating the Fractal Characteristics of an Image Using Scale-Invariant Multiple-Point Statistics. *Mathematical Geosciences*, 43(7), 783-797. <https://doi.org/10.1007/s11004-011-9362-5>

- 8 Mariethoz, P. G., & Caers, J. (2014). *Multiple-point Geostatistics : Stochastic Modeling with Training Images*. John Wiley & Sons.
- 9 *Modèle numérique de terrain*. (s. d.). IGN. Consulté 18 décembre 2022, à l'adresse <https://www.ngi.be/website/fr/offre/geodonnees-numeriques/modele-numerique-de-terrain/>
- 10 Okolie, C. J., & Smit, J. L. (2022). A systematic review and meta-analysis of Digital elevation model (DEM) fusion : Pre-processing, methods and applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 188, 1-29.
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2022.03.016>
- 11 *Qu'est-ce qu'un modèle numérique d'élévation (DEM) ? Un guide pratique*. – Équateur. (s. d.). Consulté 10 décembre 2022, à l'adresse <https://equatorstudios.com/what-is-a-digital-elevation-model-dem>
- 12 Wilson, J. P. (2018). *Environmental Applications of Digital Terrain Modeling*. John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781118938188>
- 13 Zhang, R., Bian, S., & Li, H. (2021). RSPCN : Super-Resolution of Digital Elevation Model Based on Recursive Sub-Pixel Convolutional Neural Networks. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(8), 501. <https://doi.org/10.3390/ijgi10080501>

Annexes

Annexes 1

Les Annexes 1 nous présentent quelques simulations effectuées sur Bétérou 1.

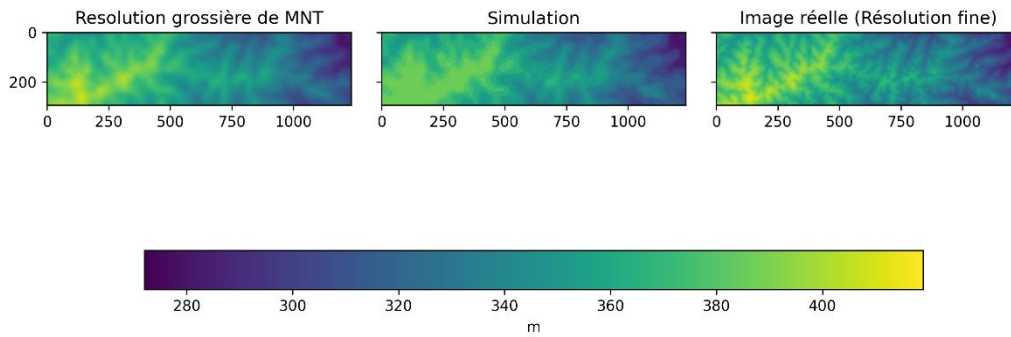


Figure 25: Simulation sur bétérou 1 ($n = 1, k = 1.5$)

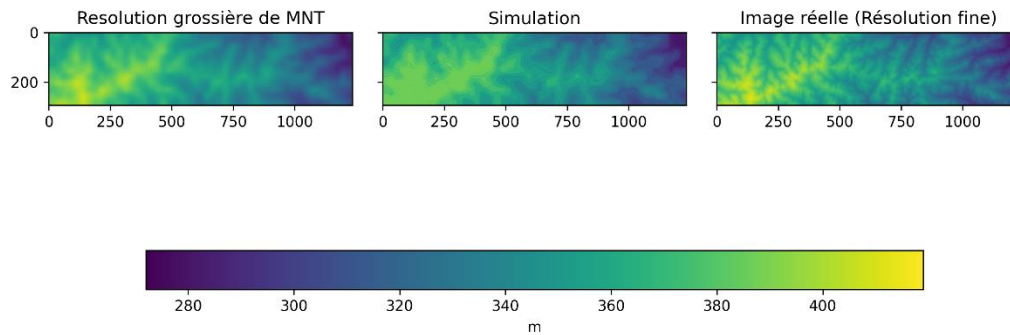


Figure 26: Simulation sur bétérou 1 ($n = 1, k = 1$)

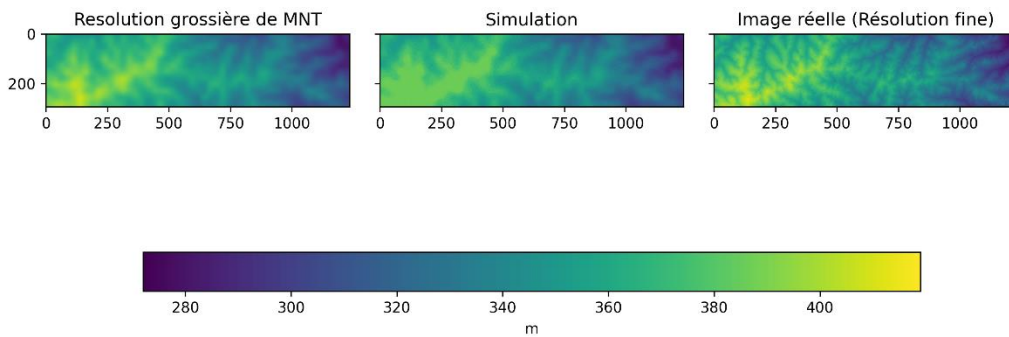


Figure 27: Simulation sur bétérou 1 ($n = 1, k = 30$)

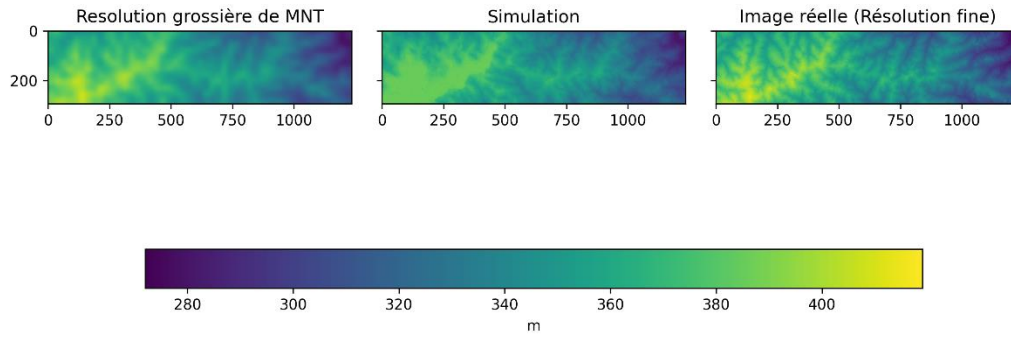


Figure 28: Simulation sur bétérou 1 ($n = 80$, $k = 30$)

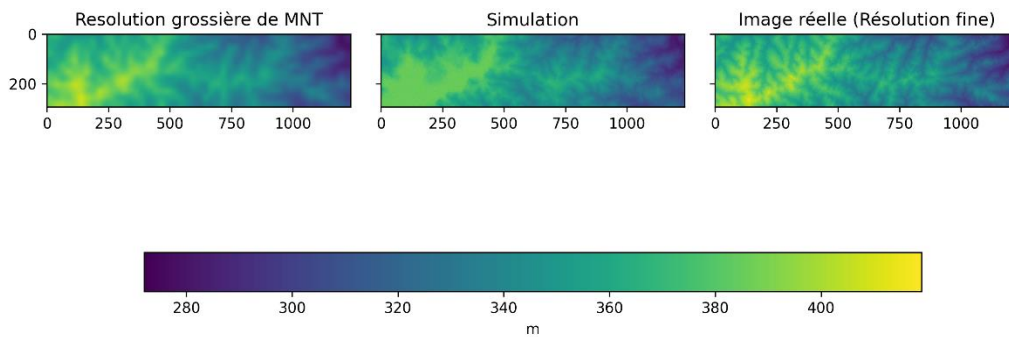


Figure 29: Simulation sur bétérou 1 ($n = 100$, $k = 12$)

Annexes 2

Les Annexes 2 nous présentent quelques simulations effectuées sur Bétérou 2.

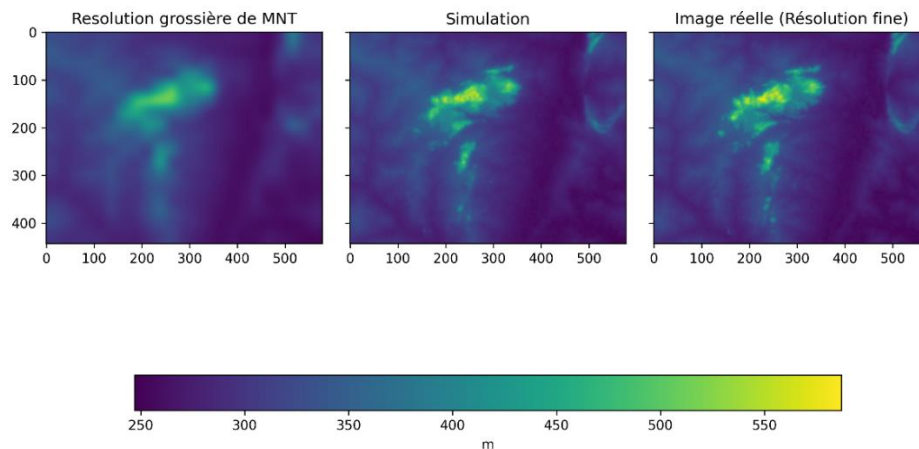


Figure 30: Simulation sur bétérou 2 ($n = 10$, $k = 12$)

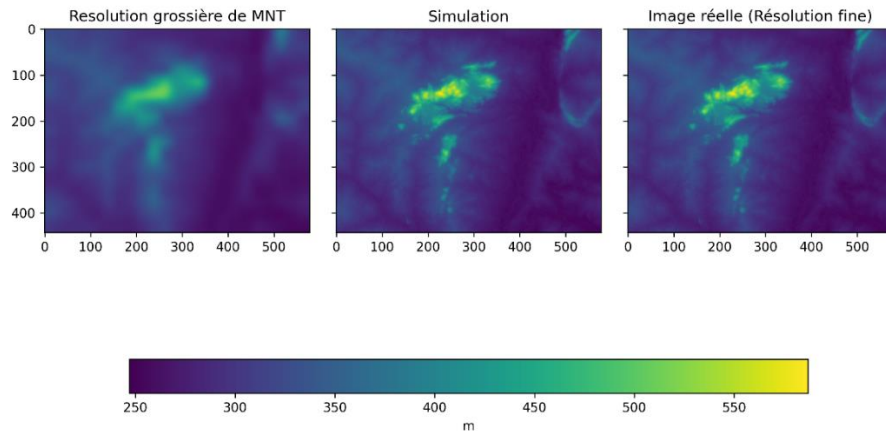


Figure 31: Simulation sur bétérou 2 ($n = 30, k = 2$)

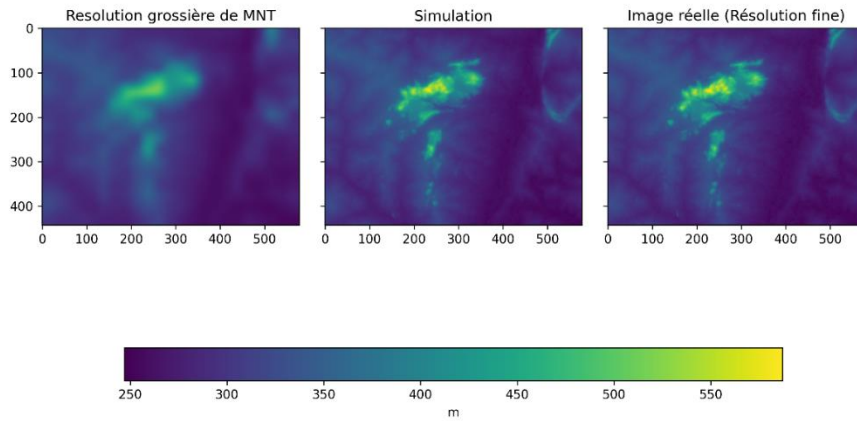


Figure 32: Simulation sur bétérou 2 ($n = 50, k = 12$)

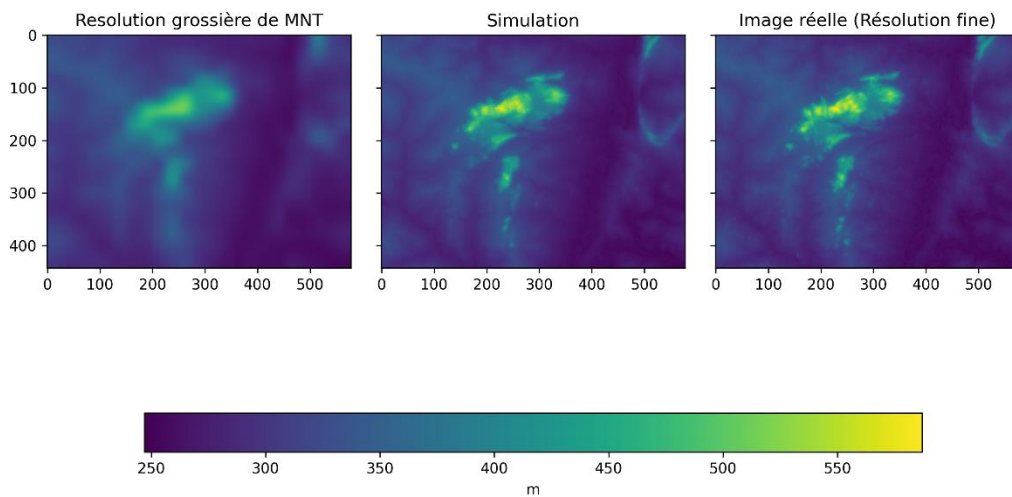


Figure 33: Simulation sur bétérou 2 ($n = 80, k = 2$)

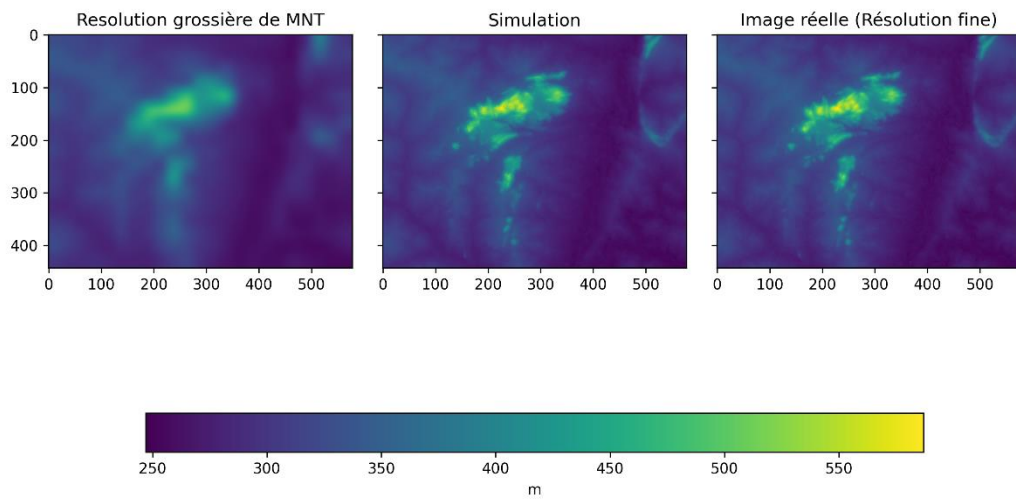


Figure 34: Simulation sur bétérou 2 ($n = 100$, $k = 30$)