

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département Hydraulique

Mémoire de projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Hydraulique.

Étude des possibles impacts du changement climatique sur les
ressources en eaux en Algérie (Application au bassin versant
d'Oued Zeddine, Ain Defla).

Présenté par : DRIF Oualid & FERIKH Nabil

Sous la direction de Pr. BERMAD Abdelmalek

Co-dirigé par Mr. ALIANE Youcef

Soutenu publiquement le 15 juillet 2021.

Composition du Jury :

Président	Mr. LEFKIR Abdelouahab	MCA ENSTP
Promoteurs	Mr. BERMAD Abdelmalek	Professeur ENP
	Mr. ALIANE Youcef	Doctorant U. Annaba
Examineur	Mr. OULEBSIR Rafik	Docteur USTHB
Examinatrice	Mme. CHENITI Naouel	MAA ENSTP

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département Hydraulique

Mémoire de projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Hydraulique.

Etude de possibles impacts du changement climatique sur les
ressources en eaux en Algérie (Application au bassin versant
d'Oued Zeddine, Ain Defla).

Présenté par : DRIF Oualid & FERIKH Nabil

Sous la direction de Pr. BERMAD Abdelmalek

Co-dirigé par Mr. ALIANE Youcef

Soutenu publiquement le 15 juillet 2021.

Composition du Jury :

Président	Mr. LEFKIR Abdelouahab	MCA ENSTP
Promoteurs	Mr. BERMAD Abdelmalek	Professeur ENP
	Mr. ALIANE Youcef	Doctorant U. Annaba
Examineur	Mr. OULEBSIR Rafik	Docteur USTHB
Examinatrice	Mme. CHENITI Naouel	MAA ENSTP

Dédicace

“

A nos très Chers parents, nos familles et nos amis.

”

- *Oualid & Nabil*

Remerciement

En tout premier lieu, nous remercions Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui nous aide et nous donne la force, la patience et le courage durant ces longues années d'étude, d'accomplir ce modeste travail.

En second lieu, On tient à remercier notre encadreur Mr BERMAD Abdelmalek pour ses précieux conseils et son aide durant toutes nos années au sein du département et surtout durant ce travail.

Nos remerciements s'étendent également à Mr Y. ALIANE pour ses bonnes explications qui nous ont éclairé le chemin de la recherche et sa collaboration avec nous dans l'accomplissement de ce travail.

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à nôtre recherche en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions.

Ainsi qu'à nos parents pour leur soutien et encouragement, Nous souhaitons remercier aussi nos proches et amis qui nous ont aidé, et plus particulièrement : Manel Mokrani, Wisseme Akli et Brahim Mebrek, et toute personne ayant contribué à la réalisation de projet de fin d'étude

Et Enfin on tient à remercier toute la famille du Vision and Innovation Club (VIC-ENP).

ملخص

أصبح السياق الحالي للجفاف وندرة المياه مقلقًا بشكل متزايد، علاوة على أنه يزداد سوءًا بمرور الوقت بسبب تغير المناخ. لذلك، فإن دراسة هذه التأثيرات المحتملة على الموارد المائية في الجزائر ضرورية لتحسين إدارة الموارد. خلال هذه الدراسة، التي سيتم إجراؤها على مستجمعات المياه في واد زيددين في عين الدفلة، تختلف البيانات المناخية والتاريخية والمستقبلية وفقًا للسيناريو "الاجتماعي والاقتصادي المشترك" المختار والناجم عن نماذج مختلفة من التداول العالمي. لا يمكن استخدام البيانات بشكل مباشر بسبب الدقة المنخفضة التي تبلغ 250 كيلومترًا لنموذج مؤسسة NASA GISS (CMIP6).

لتقليل حجمها باتجاه البيانات التي لوحظت في الميدان وتصحيح تحيزاتها، يتم استخدام تقنيات التصنيف الإحصائي مع نموذج الانحدار، والنموذج المستخدم هو نموذج تعزيز التدرج، المستخدم بفضل مكتبة XGBOOST للبيثون.

يتم بعد ذلك إدخال البيانات المتوقعة الناتجة في نموذج جريان الأمطار لتقييم تأثير التغييرات المستقبلية على المياه السطحية.

الكلمات المفتاحية: تغير المناخ، الاحتباس الحراري، التفصيل الإحصائي، نموذج الانحدار، نموذج تدفق الأمطار، تعزيز التدرج، CMIP6.

Abstract

The current context of drought and water scarcity is becoming more and more worrisome, moreover the latter is worsening over time due to climate change. Therefore, the study of these possible impacts on water resources in Algeria is necessary for a better management of resources.

During this study, which will be carried out on the Oued Zeddine watershed in Ain Defla, historical and future climate data vary according to the "shared socio-economic" scenario chosen and from different global circulation models are used. However, these data cannot be directly exploited because of their low resolution, which is 250km for the model of the NASA GISS institution (CMIP6).

To reduce their scale to that of the data observed on the ground and correct their biases, statistical downscaling techniques with a regression model are used, the model used is Gradient boosting, used with the XGBOOST library of python.

The projected data obtained are then introduced into a rainfall-flow model in order to evaluate the impact of future changes on surface waters.

Key words: Climate change, global warming, Statistical downscaling, regression model, rainfall flow model, gradient boosting, CMIP6, XGboost.

Résumé

Le contexte actuel de sécheresse et de pénurie d'eau devient de plus en plus inquiétant, de plus ce dernier s'aggrave au fil du temps à cause du changement climatique. De ce fait l'étude de ces possibles impacts sur les ressources en eau en Algérie est nécessaire pour une meilleure gestion des ressources.

Durant cette étude qui se fera sur le Bassin versant d'Oued Zeddine a Ain Defla, Des données climatiques, historiques et futures varient en fonction du scénario « socio-économique partagé » choisi et issues de différents modèles de circulation globale sont utilisé, Or ces données ne peuvent être directement exploitées à cause de leur faible résolution qui est de 250km pour le modèle de l'institution NASA GISS (CMIP6).

Pour réduire leur échelle vers celle des données observées sur le terrain et corriger leurs biais des techniques de désagrégation statistique avec un modèle de régression sont employées, le modèle exploité est celui de Gradient boosting, utilisé grâce à la bibliothèque XGBOOST de python.

Les données projetées obtenues sont ensuite introduites dans un modèle pluie-débit afin d'évaluer l'impact des futurs changements sur les eaux de surface.

Mots-clés : Changement climatique, réchauffement climatique, Désagrégation statistique, modèle de régression, modèle pluie débit, gradient boosting, CMIP6.

Table des matières

Liste des figures

Liste des tableaux

Introduction générale.....	11
Chapitre I. Généralités et recherche bibliographique	13
I.1 Introduction.....	14
I.2 Le changement climatique	14
I.2.1 Différents scénarios du changement climatique	14
I.3 Modélisation climatique	18
I.3.1 L’histoire de la modélisation climatique	18
I.3.2 Modèle de circulation globale (GCM)	20
I.3.3 Modèle climatique régional	22
I.3.4 Donnée de réanalyse.....	23
I.4 Etude d’impact du changement climatique.....	23
I.4.1 Globale.....	23
I.4.2 Moyen orient et Afrique du nord	24
I.4.3 Algérie	25
I.5 Conclusion	25
Chapitre II. Matériels et données.....	26
II.1 Introduction.....	27
II.2 Présentation de la zone d’étude.....	27
II.2.1 Présentation du bassin versant	27
II.2.2 Réseau hydrographique	28
II.2.3 Climat de la région	28
II.2.4 Elévation du bassin versant.....	29
II.2.5 Géologie du terrain.....	29
II.3 Présentation des données	31
II.3.1 Modèles climatiques globaux	31
II.3.2 Données de réanalyse	42
II.3.3 Données Observées	44
II.4 Conclusion	49
Chapitre III. Méthodes et techniques	50
III.1 Introduction	51

III.2	Techniques de Désagrégation « Downscaling ».....	51
III.2.1	Désagrégation dynamique (dynamical downscaling)	52
III.2.2	Désagrégation statistique (Statistical downscaling).....	53
III.2.3	Étude utilisant les fonctions de transfert pour la désagrégation statistique	54
III.3	Correction de biais	57
III.4	Approches et techniques	57
III.4.1	Modèle de régression.....	58
III.4.2	Approche adoptée pour la variable température	60
III.4.3	Approches adoptées pour la variable précipitation	61
III.5	Critères d'évaluation d'un modèle.....	64
III.5.2	Critère de sélection des variables GCM	65
III.6	Modélisation Hydrologique.....	66
III.6.1	Données utilisées pour la modélisation hydrologique.....	68
Chapitre IV.	Résultats et interprétations.....	69
IV.1	Introduction	70
IV.2	Désagrégation statistique de la température.....	70
IV.2.1	Calibration du modèle	71
IV.2.2	Validation du modèle :	72
IV.2.3	Projection future.....	73
IV.3	Désagrégation statistique de la précipitation.....	75
IV.3.1	Première approche.....	75
IV.3.2	Deuxième approche.....	77
IV.3.3	Troisième approche	78
IV.4	Modèle hydrologique	88
IV.4.1	Construction et calage du modèle	88
IV.5	Conclusion.....	90
Conclusion Générale	91
Bibliographie.....	92

Liste des figures

Figure I-1 : Concentrations atmosphériques en équivalent CO ₂ de tous les agents de forçage (en parties par million par volume (ppmv)) selon les quatre PCR utilisés par le cinquième rapport d'évaluation du GIEC pour faire des prévisions.....	16
Figure I-2 : Hausse de la température moyenne mondiale (°C) par rapport à 1976-2005 pour quatre scénarios RCP, 2,6 (vert), 4,5 (jaune), 6,0 (orange) et 8,5 (rouge) (Source : adaptée de Swain et Hayhoe 2015).....	16
Figure I-3: Émissions de CO ₂ , concentrations CO ₂ , forçage radiatif et température moyenne mondiale pour les scénarios SSP Riahi et al. (2016).....	17
Figure I-4 : Représentation schématique de la structure de la grille cartésienne utilisée dans les GCM à différences finies. Graphique de Courtney Ritz et Trevor Burnham. (8).....	18
Figure I-5 : Evolution des GCM au fils du temps (source : science2017.globalchange.gov) .	19
Figure I-6 : Représentation des grilles horizontale et couche verticale d'un GCM	20
Figure I-7 : Comparaison entre les émissions de CO ₂ pour les différents scénarios du CMIP5 et CMIP6.....	22
Figure II-1 : Carte de localisation de la zone d'étude	27
Figure II-2 : Bassin versant d'Oued Zeddine.....	28
Figure II-3 : Répartition de la surface du bassin en fonction des élévation (source : (Asri, s. d.)).....	29
Figure II-4 : Carte litho-stratigraphique du sous bassin de l'Oued Zeddine (source : (Asri, s. d.)).....	30
Figure II-5 : Interface pour téléchargement des données GCM.....	31
Figure II-6 : Illustration de la structure des données NetCDF	32
Figure II-7 : Température d'après GCM NASA-GISS pour 08-2001	34
Figure II-8 : Température d'après GCM NASA-GISS pour la région nord-africaine en 08-2001	35
Figure II-9 : Précipitations données par les 4 points du GCM NASA GISS.....	36
Figure II-10 : Distribution des précipitations des 4 points du GCM NASA-GISS.....	37
Figure II-11 : Précipitations mensuelles pour point (1) du GCM	38
Figure II-12 : Précipitations mensuelles pour point (2) du GCM	38
Figure II-13 : Précipitations mensuelles pour point (3) du GCM	38
Figure II-14 : Précipitations mensuelles pour point (4) du GCM.	39
Figure II-15 : Température des 4 points GCM NASA-GISS	40
Figure II-16 : Distribution statistique des températures des 4 points GCM NASA-GISS	40
Figure II-17 : Température d'après les données de réanalyse de ERA5.....	43
Figure II-18 : Précipitations des 4 points de réanalyse en mm/mois.....	43
Figure II-19 : Distribution statistique des précipitations des deux stations pluviométriques en mm/mois.	45
Figure II-20 : Evolutions des précipitations des deux stations pluviométriques en mm/mois.	45
Figure II-21 : Distribution statistique des valeurs de température en C°.	47
Figure II-22 : Evolution de la température dans la zone d'étude en C°.	48
Figure II-23 : Débits observés à Oued Zeddine en m ³ /s.....	49
Figure III-1 : Représentation visuelle du concept de réduction d'échelle, (sources : https://www.researchgate.net , viner,2012).	52

Figure III-2 : Principe de gradient boosting (source : ichi.pro).	58
Figure III-3 : Procédure de désagrégation pour la variable température.	61
Figure III-4 : Procédure de désagrégation pour la variable température.	62
Figure III-5 : Procédure de désagrégation pour la précipitation avec les données de réanalyses.	63
Figure III-6 : Représentation schématique d'un modèle hydrologique(Oulebsir 2017).	67
Figure IV-1 : Graphique des quantiles-quantiles pour les valeurs simulées de la température en fonction des valeurs observées pour l'entraînement et le test du modèle.	72
Figure IV-2 : Graphique des quantiles-quantiles pour les valeurs simulées de la température en fonction des valeurs observées pour la validation du modèle.	73
Figure IV-3 : Diagramme en bâton représentant l'évolution de la température moyenne en fonction de mois pour une projection avec un SSP2 4.5 W/m ² .	74
Figure IV-4 : Diagramme en bâton représentant l'évolution de la température moyenne en fonction de mois pour une projection avec un SSP4 6.0 W/m ² .	74
Figure IV-5 : Diagramme en bâton représentant l'évolution de la température moyenne en fonction de mois pour une projection avec un SSP4 8.5 W/m ² .	74
Figure IV-6 : Graphique des quantiles-quantiles pour les valeurs simulées de la précipitation de Rouina en fonction des valeurs observées pour l'entraînement et le test du modèle.	80
Figure IV-7 : Graphique de l'évolution des valeurs des précipitations simulées et observées pour la période d'entraînement, Rouina.	81
Figure IV-8 : Graphique de l'évolution des valeurs des précipitations simulées et observées pour la période de test, Rouina.	81
Figure IV-9 : Graphique de l'évolution des valeurs des précipitations simulées et observées pour la période de validation, Rouina.	82
Figure IV-10 : Diagramme en bâton de la précipitation observée, Rouina.	83
Figure IV-11 : Diagramme en bâton de la précipitation simulée, Rouina.	83
Figure IV-12 : Graphique des quantiles-quantiles pour les valeurs simulées de la précipitation de Touibia en fonction des valeurs observées pour l'entraînement et le test du modèle.	84
Figure IV-13 : Graphique de l'évolution des valeurs des précipitation simulées et observées pour la période d'entraînement, Touaibia.	85
Figure IV-14 : Graphique de l'évolution des valeurs des précipitations simulées et observées pour la période d'entraînement, Touaibia.	85
Figure IV-15 : Graphique de l'évolution des valeurs des précipitations simulées et observées pour la période de validation, Touaibia.	86
Figure IV-16 : Diagramme en bâton de la précipitation simulée, Touaibia.	87
Figure IV-17 : Diagramme en bâton de la précipitation observée, Touaibia.	87
Figure IV-18 : Graphique des quantiles-quantiles pour les valeurs simulées du débit en fonction des valeurs observées pour l'entraînement et le test du modèle.	89
Figure IV-19 : Graphique de l'évolution des débits simulés et observés pour la période d'entraînement.	89
Figure IV-20 : Graphique de l'évolution des débits simulés et observés pour la période test.	90

Liste des tableaux

Tableau II-1 : Nomenclature des variables du GCM et leurs unités	33
Tableau II-2 : Coordonnées des points GCM extraite.....	35
Tableau II-3 : Tableau descriptif des données de précipitations GCM	39
Tableau II-4 : Tableau descriptif des données de la température GCM.....	41
Tableau II-5 : Coordonnées des stations météorologiques (ANRH).....	44
Tableau II-6 : Tableau descriptif des données de précipitations observées.....	46
Tableau II-7 : Tableau descriptif des données de température observées.	48
Tableau IV-1 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de température	71
Tableau IV-2 : Résultats de la validation du modèle de température	72
Tableau IV-3 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de précipitation pour l'approche 01 pour la station de Touaibia, Approche 01.....	76
Tableau IV-4 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de précipitation pour la station de Rouina Approche 01	76
Tableau IV-5 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de précipitation pour la station de Rouina Approche 02.....	77
Tableau IV-6 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de précipitation pour la station de Touaibia, Approche 02.	78
Tableau IV -7 : Corrélation des Variables issues du GCM avec la précipitation observée pour la station de Rouina et Touaibia.....	79
Tableau IV-8 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de précipitation pour la station de Rouina, Approche 03.....	80
Tableau IV-9 : Résultats de la validation du modèle de précipitation pour la station de Rouina, Approche 03.....	82
Tableau IV-10 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de précipitation pour la station de Touaibia, Approche 03.	84
Tableau IV-11 : Résultats de la validation du modèle de précipitation pour la station de Touaibia, Approche 03.	86
Tableau IV-12 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle pluie-débit	88

Introduction générale

Durant l'histoire, la terre a subi de nombreux changements dans son climat. Rien qu'au cours des 650 000 dernières années il y a eu sept cycles de glaciation, la fin du tout dernier cycle il y a environ 11 700 ans marque le début de l'ère climatique moderne. La plupart de ces changements climatiques sont attribués à de très petites variations de l'orbite de la Terre qui modifient la quantité d'énergie solaire que reçoit notre planète (NASA, s. d.).

Mais la tendance actuelle du changement climatique nécessite une attention bien particulière, selon le 5^{ème} rapport d'évaluation du Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat, il serait à 95% causé par les activités humaines telle que l'exploitation des énergies fossiles, déforestation...etc. Ces activités engendrent des émissions de gaz à effet de serre tel le dioxyde de carbone (CO₂), émissions qui ont atteint les niveaux de concentration les plus élevés de l'histoire (« IPCC Fifth Assessment Report, Summary for Policymakers » 2014) .

À l'échelle globale, le changement climatique se manifeste par une hausse de la température de la surface de la terre de environs de 0.8 degré Celsius depuis le début du 20^e siècle, la fonte des glaciers qui engendre une élévation des niveaux de mer d'environs 3.5 mm par ans depuis 1993 (National Centers for Environmental Information (NCEI), s. d.), ainsi qu'une augmentation de la fréquence des événements météorologiques et climatiques extrêmes a été observés depuis environ 1950 (« IPCC Fifth Assessment Report, Summary for Policymakers » 2014).

À l'heure actuelle, les effets du changement climatique sont déjà ressentis par les populations africaines. Il est prouvé que le changement de température a affecté la santé, la disponibilité de l'eau, les moyens de subsistance, la productivité alimentaire et la sécurité globale des populations africaines.

L'Afrique est le deuxième continent le plus sec du monde. Avec 15 % de la population mondiale, elle ne dispose que de 9 % des ressources mondiales en eau renouvelables (5). Selon l'indice de vulnérabilité au changement climatique de 2015, sept des dix pays les plus menacés par le changement climatique se trouvent en Afrique. L'Afrique a connu une diminution des précipitations dans de grandes parties du Sahel et de l'Afrique australe, et une augmentation dans certaines parties de l'Afrique centrale. Au cours des 25 dernières années, le nombre de catastrophes liées aux conditions météorologiques, telles que les inondations et les sécheresses, a doublé, si bien que l'Afrique a un taux de mortalité dû aux sécheresses plus élevé que toute autre région.

Les changements climatiques entraînent des conséquences directes et indirectes sur la disponibilité de la ressource en eau, ce qui a un impact significatif sur l'économie des pays en développement et les moyens de vie des populations les plus pauvres, de ce fait il est devenu impératif d'évaluer son ampleur dans le but d'élaborer des plans d'adaptation et des stratégies de gestion des ressources en eau, pour ce faire les décideurs ainsi que la communauté scientifique se basent sur le rapport d'évaluation du GIEC (Groupe intergouvernemental d'expert en évolution du climat). Ce rapport est établi à partir des résultats fournis par le CIMP (Coupled Model Intercomparison Project).

Le CMIP donne des résultats de plusieurs simulations historiques, mais aussi des simulations futures, basé sur différents scénarios socio-économiques avec différents forçages radiatifs.

Ces simulations sont appelées « Modèles de circulation globale », et sont produits par différentes institutions de recherche, en différentes résolutions (relativement faible) et avec une très large gamme de variables.

Les données des GCM (modèle de circulation globale), sont caractérisées par leur faible résolution spatiale (250km- 500km) et aussi par leurs biais dus aux conditions initiales et aux paramètres physiques des simulations. Ce qui ne permet pas de les exploiter directement afin de réaliser des études d'impacts à une échelle régionale et locale.

L'objectif de ce travail est d'évaluer les possibles impacts du changement climatique sur les ressources en eau sur le bassin versant d'Oued Zeddine où se trouve le barrage Ouled Mellouk au sud-ouest de la wilaya d'Aïn Defla.

L'évaluation des changements dans la période future a été faite en utilisant des projections climatiques réduites statistiquement à partir de modèles de circulation générale (MCG) pour les deux variables de température et de précipitation, cette dernière sera introduite dans un modèle hydrologique pour déterminer les futures variations du débit liquide dans le bassin versant d'Oued Zeddine.

Ce mémoire est scindé en cinq (5) chapitres :

Le premier, porte sur le changement climatique et ses différents scénarios ainsi que sur la modélisation climatique.

Le chapitre deux, s'intéresse à la zone d'étude et aux différentes données utilisées.

La théorie des différentes techniques utilisées et des modèles nécessaires pour la désagrégation statistique et la modélisation hydrologique, ainsi que les différentes approches employées ont fait l'objet du chapitre trois.

Le quatrième chapitre détaille l'ensemble des résultats obtenus à l'issue de la désagrégation statistique et de la modélisation hydrologique et leurs interprétations.

Chapitre I.
Généralités et recherche bibliographique

I.1 Introduction

Selon les rapports du GIEC, le bassin méditerranéen et en particulier la zone nord-africaine sont parmi les régions les plus vulnérables au changement climatique. Cependant, les informations concernant l'Algérie sont très limitées.

Dans ce chapitre, les différents scénarios du changement climatique ainsi que les principes de la modélisation climatique seront introduits, ensuite on abordera plusieurs études d'impacts du changement climatique, les méthodes utilisées lors de ces études, ainsi que les résultats trouvés.

I.2 Le changement climatique

L'UNFCCC (Convention-cadre des Nations unies sur les changements climatiques) définit le changement climatique comme une modification du climat attribuée directement ou indirectement à l'activité humaine, qui modifie la composition de l'atmosphère mondiale et qui s'ajoute à la variabilité climatique qui désigne le changement naturel intra et interannuel observé sur des périodes comparables.

Cette définition diffère de celle du GIEC, où le changement climatique désigne un changement de l'état du climat qui peut être identifié (par exemple à l'aide de tests statistiques) par des modifications de la moyenne et/ou de la variabilité de ses propriétés, et qui persiste pendant une période prolongée, généralement des décennies ou plus. Il s'agit de toute modification du climat au fil du temps, qu'elle soit due à la variabilité naturelle ou à l'activité humaine.

Le climat et le cycle de l'eau sont étroitement liés, ou des changements dans le climat peuvent affecter profondément la teneur en vapeur d'eau de l'atmosphère, les nuages, la modification de la configuration, de l'intensité et des extrêmes des précipitations, ainsi que la modification de l'humidité du sol et du ruissellement et de l'écoulement fluvial ce qui crée de potentiels changements du cycle de l'eau (Bates et al., s. d.)

I.2.1 Différents scénarios du changement climatique

Les ensembles normalisés des scénarios utilisés par la communauté des experts en modélisation climatique pour alimenter les simulations des modèles climatiques mondiaux constituent la base de la majorité des projections futures présentées dans les rapports d'évaluation du GIEC et les évaluations climatiques nationales (NCA) des États-Unis.

Ces ensembles de scénarios standard sont devenus plus complets à chaque nouvelle génération, puisque les scénarios SA90 initiaux ont été remplacés par les scénarios d'émissions IS92 des années 1990, qui ont à leur tour été remplacés par le Rapport spécial sur les scénarios d'émissions en 2000 (SRES) et par les scénarios de concentration représentative (RCP) en 2010 et enfin les trajectoires socio-économiques partagées (SSP) (U.S. Global Change Research Program et al. 2017).

I.2.1.1 Scénarios SRES

SA90, IS92 et SRES sont tous des scénarios basés sur les émissions. Ils commencent par un ensemble de scénarios basés initialement sur des projections démographiques (U.S. Global Change Research Program et al. 2017).

Avec le SRES, ils sont devenus beaucoup plus complexes, dressant un tableau cohérent de la démographie, du commerce international, des flux d'informations et de technologies, et d'autres caractéristiques sociales, technologiques et économiques des mondes futurs (U.S. Global Change Research Program et al. 2017).

Ces hypothèses ont ensuite été introduites dans des modèles socio-économiques et des modèles d'évaluation intégrée (MEI) pour calculer les émissions. Pour le SRES, l'utilisation de divers modèles d'évaluation intégrée a donné lieu à de multiples scénarios d'émissions à utiliser comme entrée dans les modèles mondiaux pour calculer les concentrations atmosphériques, le forçage radiatif et le changement climatique qui en résultent pour les histoires A1fi (à forte intensité de combustibles fossiles), A2 (moyen-haut), B2 (moyen-faible) et B1 (faible) (U.S. Global Change Research Program et al. 2017).

Les projections basées sur le scénario IS92 ont été utilisées dans le deuxième et troisième rapport d'évaluation du GIEC. Les projections basées sur les scénarios SRES, le quatrième rapport d'évaluation (AR4) du GIEC (U.S. Global Change Research Program et al. 2017).

I.2.1.2 Scénarios RCP

Les PCR diffèrent des séries précédentes de scénarios standard. Ce ne sont pas des scénarios d'émissions, mais des scénarios de forçage radiatif. Chaque scénario est lié à une valeur qui représente la variation du forçage radiatif à la tropopause (Zone de transition entre la troposphère et la stratosphère) d'ici 2100 par rapport aux niveaux préindustriels : 2,6 ; +4,5 ; +6,0 et +8,5 watts par mètre carré (W/m²). À partir de ces valeurs de forçage radiatif, les MIE sont utilisés pour travailler à rebours afin de dériver une gamme de trajectoires d'émissions et de politiques et stratégies technologiques correspondantes pour chaque PCR qui permettraient d'obtenir le même impact final sur le forçage radiatif (U.S. Global Change Research Program et al. 2017).

Les trois scénarios RCP inférieurs (2,6, 4,5 et 6,0) sont des scénarios de politique climatique. À l'extrémité supérieure de la fourchette, le scénario RCP8.5 correspond à un avenir où les émissions de dioxyde de carbone et de méthane continuent d'augmenter (**Error! Reference source not found.**) en raison de l'utilisation de combustibles fossiles et la température mondiale devrait augmenter de 3°-5,5°C d'ici 2100 par rapport à la moyenne 1986-2005 (Figure I-1). Le RCP8.5 reflète la fourchette supérieure de la recherche sur les émissions, mais il n'est pas destiné à servir de limite supérieure aux émissions possibles ni de scénario de référence ou de statu quo pour les trois autres scénarios (U.S. Global Change Research Program et al. 2017).

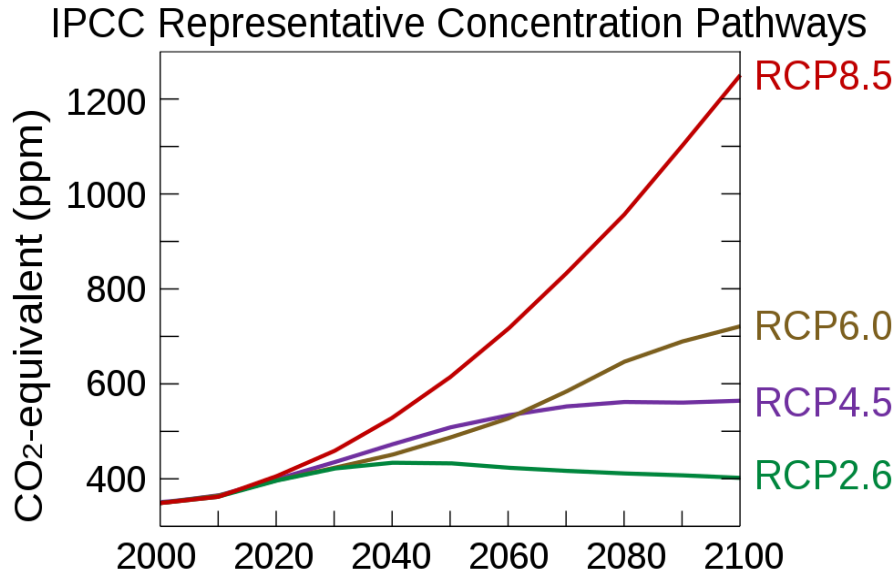


Figure I-1 : Concentrations atmosphériques en équivalent CO₂ de tous les agents de forçage (en parties par million par volume (ppmv)) selon les quatre PCR utilisés par le cinquième rapport d'évaluation du GIEC pour faire des prévisions.

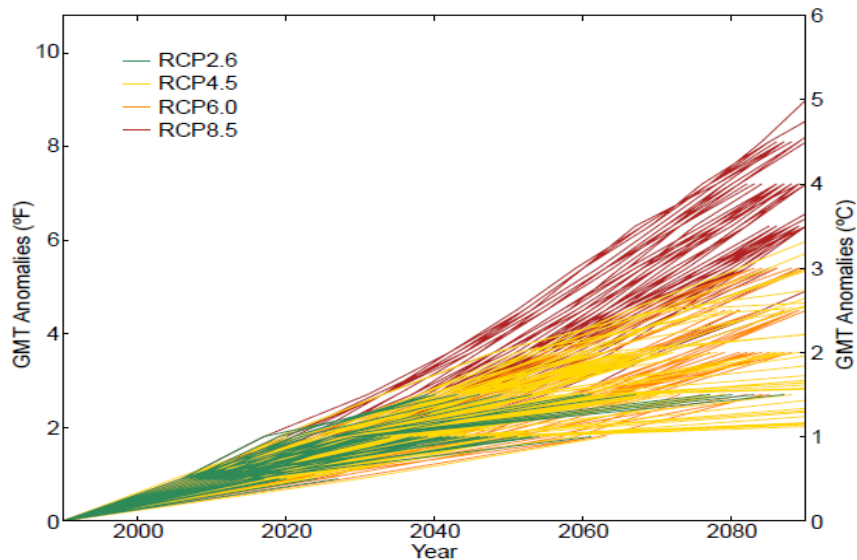


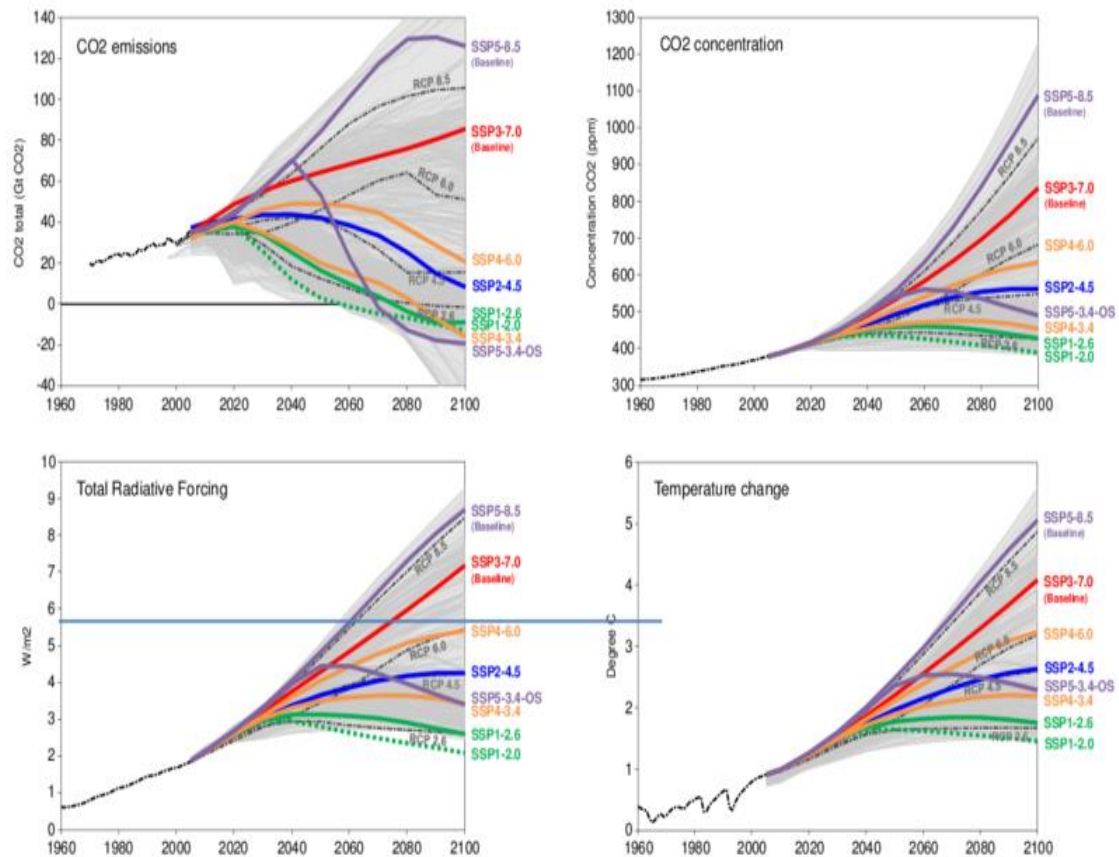
Figure I-2 : Hausse de la température moyenne mondiale (°C) par rapport à 1976-2005 pour quatre scénarios RCP, 2,6 (vert), 4,5 (jaune), 6,0 (orange) et 8,5 (rouge) (Source : adaptée de Swain et Hayhoe 2015).

I.2.1.3 Scénarios SSP

Un large éventail de scénarios socio-économiques a été élaboré indépendamment des RCP et un sous-ensemble de ceux-ci a été contraint, à l'aide de politiques de limitation des émissions cohérentes avec leurs scénarios sous-jacents, afin de créer cinq **trajectoires socio-économiques partagées (SSP)** avec un forçage climatique correspondant aux valeurs des RCP. Ce couplage des SSP et des RCP est conçu pour répondre aux besoins des communautés des impacts, de l'adaptation et de la vulnérabilité (IAV), en leur permettant de coupler des scénarios socio-économiques alternatifs avec les scénarios climatiques développés à l'aide des RCP afin

d'explorer les défis socio-économiques de l'atténuation et de l'adaptation au climat. Les cinq SSP sont les suivants :

- SSP1 ("Durabilité", faibles défis en matière d'atténuation et d'adaptation)
- SSP2 ("Milieu de la route", défis moyens en matière d'atténuation et d'adaptation),
- SSP3 ("Rivalité régionale", défis élevés en matière d'atténuation et d'adaptation),
- SSP4 ("Inégalité", faibles défis en matière d'atténuation, défis élevés en matière d'adaptation)
- SSP5 ("Développement alimenté par les combustibles fossiles", défis élevés en matière d'atténuation, faibles en matière d'adaptation).



Source: Riahi et al. 2016
 Figure I-3: Émissions de CO₂, concentrations CO₂, forçage radiatif et température moyenne mondiale pour les scénarios SSP Riahi et al. (2016).

Chaque scénario a un récit SSP sous-jacent, ainsi que des hypothèses cohérentes concernant la démographie, l'urbanisation, la croissance économique et le développement technologique. Seul le SSP5 produit un scénario de référence qui est cohérent avec le RCP8.5, le forçage climatique dans les scénarios de référence des autres SSP qui n'incluent pas de politique climatique reste inférieur à 8,5 W/m² (U.S. Global Change Research Program et al. 2017)

I.3 Modélisation climatique

Les modèles climatiques décrivent les processus de l'atmosphère, de l'océan, de la glace, de mer et de la terre, et reposent sur des principes fondamentaux de la physique comme la conservation de l'énergie, de la masse et du moment angulaire. En dehors de ces lois bien établies, il existe, par exemple, des processus, à petite échelle ou biologiques qui doivent être aussi décrits de manière simplifiée et agrégée. Combiné aux conditions initiales et aux conditions aux limites, ce système d'équations est résolu numériquement sur une grille spatiale, et l'état du climat est intégré dans le temps sur des ordinateurs à haute performance. Ces modèles sont utilisés pour la compréhension des processus, la simulation du climat passé et la prévision du futur. (A. Lloyd et Winsberg 2018)

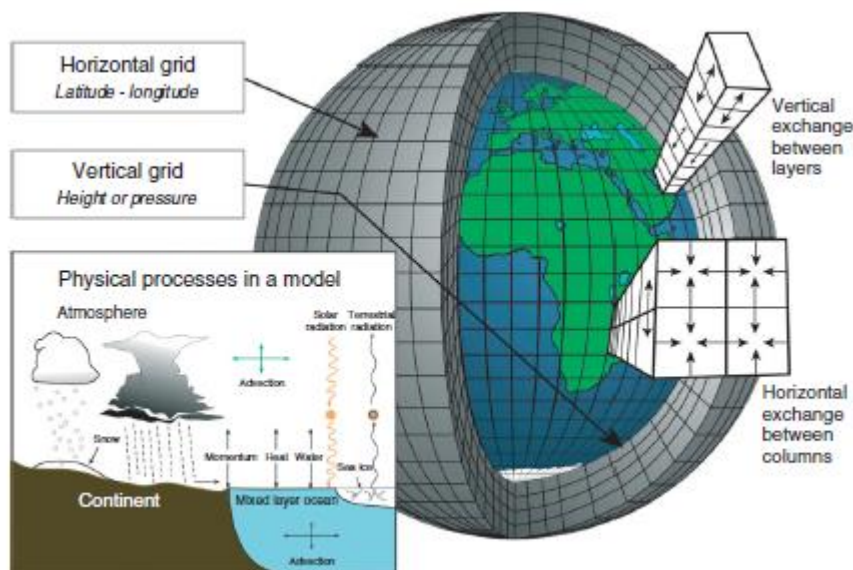


Figure I-4 : Représentation schématique de la structure de la grille cartésienne utilisée dans les GCM à différences finies. Graphique de Courtney Ritz et Trevor Burnham. (8)

I.3.1 L'histoire de la modélisation climatique

Paul N. Edwards, dans son article intitulé « **History of climate modeling** » publié en 2010, a retracé soigneusement les racines historiques de modélisation climatique et les différentes étapes de son évolution. Son travail est résumé comme suit :

La modélisation du climat a commencé par des modèles conceptuels, suivis au 19^e siècle par des modèles mathématiques de bilan énergétique et de transfert radiatif, ainsi que par des modèles analogiques simples. Depuis les années 1950, les principaux outils de la science du climat sont les modèles de simulation informatique de la circulation générale globale. Dès les années 1990 jusqu'à aujourd'hui, une tendance vers des modèles couplés de plus en plus complets de l'ensemble du système climatique a dominé le champ. L'évaluation et l'inter-comparaison des modèles climatiques transforment la modélisation en un processus plus

standardisé et modulaire, présentant le potentiel d'unifier la recherche et les aspects opérationnels du climat. (Edwards 2011)

- Les modèles conceptuels, analogiques et mathématiques ont dominé jusqu'à l'avènement des ordinateurs numériques dans les années 1940.
- Depuis les années 1960, les modèles de circulation générale (GCM) ont pris une place prépondérante dans la science du climat. Il s'agit de simulations informatiques des flux et des processus atmosphériques sur de longues périodes.
- Après 1975, les simulations climatiques ont de plus en plus couplé les GCM atmosphériques avec les GCM océaniques.
- Des années 1990 à aujourd'hui, les modèles d'autres processus climatiques ont été de plus en plus couplés aux MCAO, ce qui a donné lieu à la fois à des mécanismes de gestion de l'environnement (MGE) et à des mécanismes d'évaluation des impacts (MAI) qui simulent les aspects sociaux, politiques et économiques de l'influence humaine sur le climat.

Depuis les années 2000, les organismes de recherche et les organismes opérationnels ont commencé à collaborer plus étroitement, à la recherche d'un cadre de modélisation unie pour la prévision du climat. Le résultat est une infrastructure mondiale de plus en plus normalisée, modulaire, pour produire des connaissances sur le climat de la Terre, organisée autour de la modélisation par simulation. (Edwards 2011)

La complexité des modèles climatiques s'est accrue au fil du temps, car ils intègrent des composantes supplémentaires du système climatique de la Terre (Figure I-5). Par exemple, les MCG étaient auparavant appelés " modèles de circulation générale " lorsqu'ils ne comprenaient que la physique nécessaire pour simuler la circulation générale de l'atmosphère. Aujourd'hui, les modèles climatiques globaux simulent bien d'autres aspects du système climatique : la chimie atmosphérique et les aérosols, les interactions à la surface des terres, notamment le sol et la végétation, la terre et la glace de mer, et même, de plus en plus, un cycle interactif du carbone et/ou la biogéochimie. (USGCRP, s. d.)

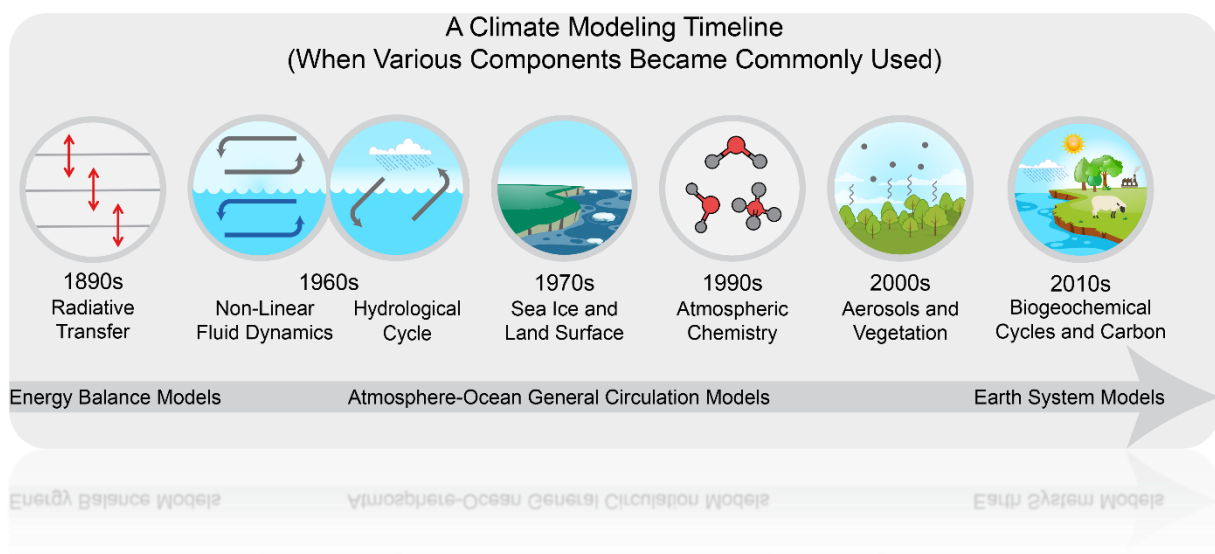


Figure I-5 : Evolution des GCM au fil du temps (source : science2017.globalchange.gov)

I.3.2 Modèle de circulation globale (GCM)

Les modèles numériques (modèles de circulation générale ou GCM), qui représentent les processus physiques dans l'atmosphère, l'océan, la cryosphère et la surface terrestre, sont les outils les plus avancés actuellement disponibles pour simuler la réponse du système climatique mondial à l'augmentation des concentrations de gaz à effet de serre. Bien que des modèles plus simples aient également été utilisés pour fournir des estimations de la réponse climatique moyennée à l'échelle mondiale ou régionale, seuls les GCM, éventuellement associés à des modèles régionaux imbriqués, ont la capacité de fournir des estimations géographiquement et physiquement cohérentes du changement climatique régional, qui sont nécessaires pour l'analyse d'impact, répondant ainsi au deuxième critère (« What is a GCM? », s. d.).

Les GCM représentent le climat à l'aide d'une grille tridimensionnelle sur le globe (voir ci-dessous), avec une résolution horizontale comprise entre 100 et 600 km, 10 à 20 couches verticales dans l'atmosphère et parfois jusqu'à 30 couches dans les océans (Figure I-6). Leur résolution est donc assez grossière par rapport à l'échelle des unités d'exposition dans la plupart des évaluations d'impact, et ne remplit donc que partiellement le troisième critère. En outre, de nombreux processus physiques, tels que ceux liés aux nuages, se produisent également à des échelles plus petites et ne peuvent être modélisés correctement. Au lieu de cela, leurs propriétés connues doivent être moyennées sur une plus grande échelle dans une technique connue sous le nom de paramétrage.

Il s'agit là d'une source d'incertitude dans les simulations du climat futur basées sur les GCM. D'autres sont liées à la simulation de divers mécanismes de rétroaction dans les modèles

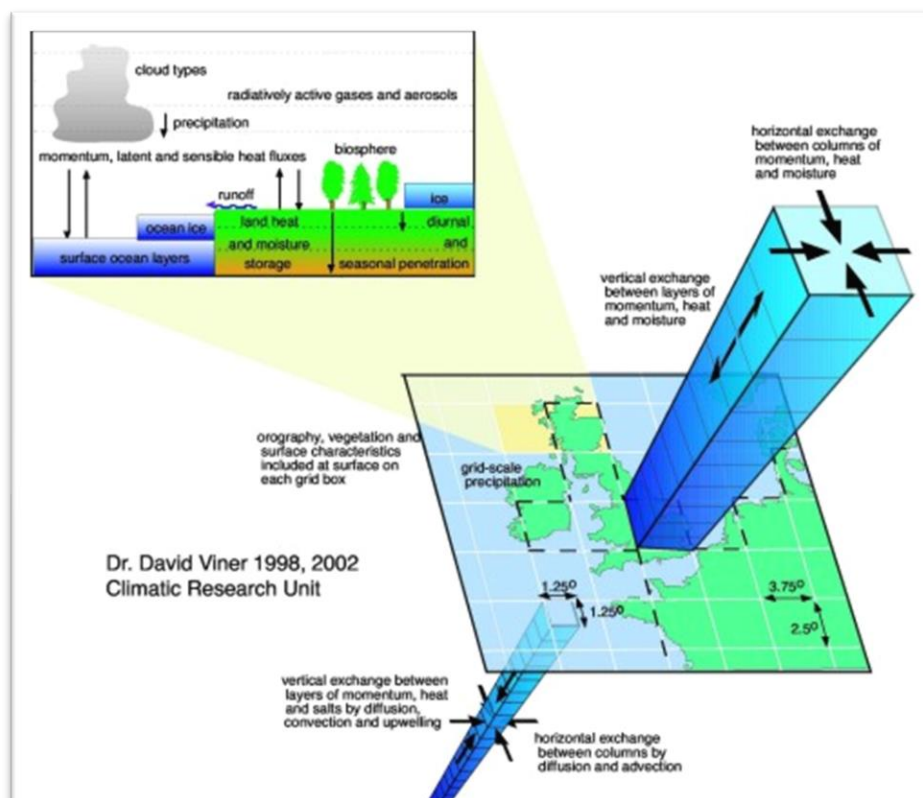


Figure I-6 : Représentation des grilles horizontale et couche verticale d'un GCM

concernant, par exemple, la vapeur d'eau et le réchauffement, les nuages et le rayonnement, la circulation océanique et l'albédo de la glace et de la neige. C'est pourquoi les GCM peuvent simuler des réponses très différentes à un même forçage, simplement en raison de la manière dont certains processus et rétroactions sont modélisés. (« What is a GCM? », s. d.)

I.3.2.1 Utilité des modèles de circulation globale (GCM)

Le but est de pouvoir en apprendre plus à travers un ensemble de modèles qu'à partir d'un modèle unique. Les modèles simples sont utilisés pour explorer de nombreux scénarios et pour les projections probabilistes, les modèles de complexité intermédiaire sont souvent utilisés pour les simulations paléoclimatiques qui s'étendent sur des milliers d'années, et les modèles haute résolution de l'atmosphère océanique sont utilisés pour simuler le changement climatique au cours des XXe et XXIe siècles. (A. Lloyd et Winsberg 2018)

I.3.2.2 Projet d'inter-comparaison des modèles climatiques

L'objectif du projet de comparaison de modèles couplés (CMIP) est de mieux comprendre les changements climatiques passés, présents et futurs résultants d'une variabilité naturelle non forcée ou en réponse à des changements du forçage radiatif dans un contexte multi-modèle. Cette compréhension comprend des évaluations de la performance des modèles pendant la période historique et des quantifications des causes de l'écart dans les projections futures. Des expériences idéalisées sont également utilisées pour mieux comprendre les réponses des modèles. En plus de ces réponses à long terme, des expériences sont réalisées pour étudier la prévisibilité du système climatique sur diverses échelles de temps et d'espace, ainsi que pour faire des prédictions à partir des états climatiques observés. Un objectif important du CMIP est de mettre à la disposition du public les résultats des modèles multiples dans un format standardisé. (« CMIP », s. d.)

CMIP6 représente une expansion considérable par rapport à CMIP5, en ce qui concerne le nombre de groupes de modélisation participants, le nombre de scénarios futurs examinés et le nombre d'expériences différentes menées, CMIP6 consistera en des "séries" d'environ 100 modèles climatiques distincts produits par 49 groupes de modélisation différents. (« CMIP6 : The next Generation of Climate Models Explained » 2019)

La communauté des modélisateurs de l'énergie a élaboré une nouvelle série de scénarios d'émissions reposant sur différentes hypothèses socio-économiques, les "Shared Socioeconomic Pathways" (SSP). Un certain nombre de ces scénarios SSP ont été sélectionnés pour piloter les modèles climatiques pour CMIP6, Plus précisément, un ensemble de scénarios a été choisi pour fournir une gamme de résultats distincts en matière de changement climatique à la fin du siècle. Le cinquième rapport d'évaluation du GIEC présentait quatre scénarios de concentration représentatifs (RCP) qui examinaient les différentes possibilités d'émissions futures de gaz à effet de serre. Ces scénarios - RCP2.6, RCP4.5, RCP6.0 et RCP8.5 - ont de nouvelles versions dans CMIP6. Ces scénarios mis à jour sont appelés SSP1-2.6, SSP2-4.5, SSP4-6.0 et SSP5-8.5, chacun d'entre eux aboutissant à des niveaux de forçage radiatif en 2100 similaires à ceux de leur prédécesseur dans le rapport d'évaluation 5. (« CMIP6: The next Generation of Climate Models Explained » 2019)

Le CMIP6 présente de nouveaux scénarios dont le forçage en 2100 est similaire à celui des scénarios RCP du CMIP5. Cependant, même si leur forçage à la fin du siècle est le même, les voies d'émissions et le mélange d'émissions de CO₂ et de non-CO₂ sont différents. La Figure I-7 compare les émissions de CO₂ dans les anciens scénarios RCP (lignes pointillées) et leurs nouveaux homologues SSP (lignes pleines). (« CMIP6: The next Generation of Climate Models Explained » 2019)

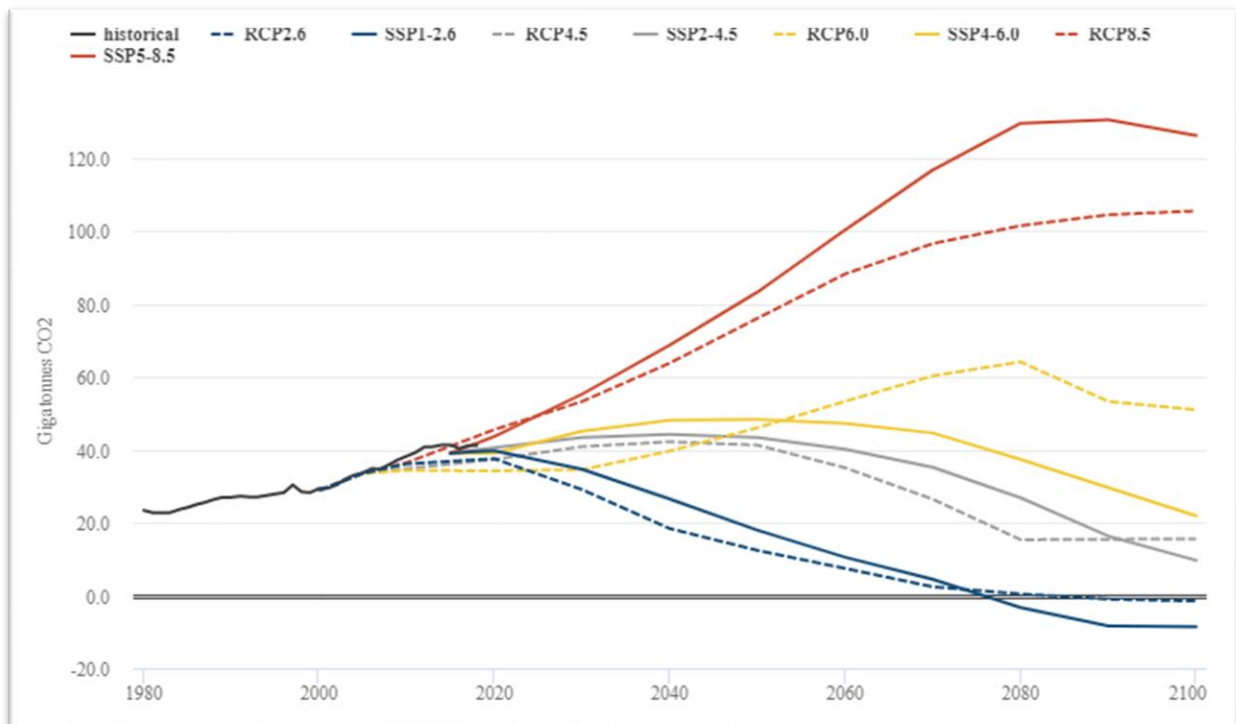


Figure I-7 : Comparaison entre les émissions de CO₂ pour les différents scénarios du CMIP5 et CMIP6

I.3.3 Modèle climatique régional

Un modèle climatique régional (RCM) est un modèle numérique de prévision climatique forcé par des conditions latérales et océaniques spécifiées provenant d'un modèle de circulation générale (GCM) ou d'un ensemble de données d'observation (réanalyse) qui simule les processus atmosphériques et de surface terrestre, tout en tenant compte des données topographiques à haute résolution, des contrastes terre-mer, des caractéristiques de surface et d'autres composantes du système terrestre. Comme les RCM ne couvrent qu'un domaine limité, les valeurs à leurs limites doivent être spécifiées explicitement, appelées conditions aux limites, par les résultats d'un GCM plus grossier ou d'une réanalyse, les RCM sont initialisés avec les conditions initiales et pilotés le long de leurs limites latérales-atmosphériques et de leurs limites de surface inférieures avec des conditions variables dans le temps. Les RCM réduisent donc l'échelle des analyses ou des GCM mondiaux pour simuler la variabilité climatique avec des raffinements régionaux. Il convient de noter que les solutions du RCM peuvent être incompatibles avec celles du modèle global, ce qui pourrait être problématique dans certaines applications. (« Regional climate model - Glossary of Meteorology », s. d.)

I.3.4 Donnée de réanalyse

La réanalyse climatique décrit numériquement le climat passé en combinant les modèles et les observations. L'analyse estime les paramètres atmosphériques (par exemple, la température de l'air, la pression et le vent) et les paramètres de surface (par exemple, les précipitations, la teneur en humidité du sol et la température de la surface de la mer). Ces estimations sont produites à l'échelle mondiale et couvrent une longue période de temps qui peut remonter à des décennies ou plus. (Lee et Singh 2018)

Les données de réanalyse fournissent l'image la plus complète actuellement possible du temps et du climat passés. Elles sont globalement complètes et cohérentes dans le temps et sont parfois qualifiées de "cartes sans lacunes".(Jeppesen 2020)

Les données de réanalyse sont utilisées par un large éventail d'applications : surveillance du changement climatique, recherche, éducation, élaboration de politiques et entreprises, dans des secteurs tels que les énergies renouvelables et l'agriculture. **ERA5** est un jeu de données très populaire parmi les utilisateurs du Climate Data Store du C3S. Il constitue la base des bulletins climatiques mensuels de C3S et est également utilisé dans l'évaluation annuelle de l'Organisation météorologique mondiale sur l'état du climat présentée à la Conférence des Parties de la Convention-cadre des Nations Unies sur les changements climatiques (Jeppesen 2020).

Les données de réanalyses diffèrent de celles issues des GCM et RCM mais seront très utiles pour notre étude (voir chapitre 3).

I.4 Etude d'impact du changement climatique

L'évaluation de l'impact du changement climatique sur la planète est l'un des problèmes majeurs auquel la communauté scientifique est confrontée. Plusieurs études ont été établies :

I.4.1 Globale

- L'étude de Diffenbaugh & Giorgi en 2012 ont essayé de quantifier les points les plus chauds du changement climatique « hotspots » dans les périodes 2016-2099 cela en réalisant des simulations de 20 modèles climatiques retenus pour le projet CIMP5 en suivant les deux scénarios RCP4.5 et RCP8.5 en utilisant une mesure euclidienne standard. L'étude identifie les zones de l'Amazonie, le sahel, l'Afrique tropical occidentale, l'Indonésie et le plateau tibétain comme étant des points chauds du changement climatique qui persiste tout au long du 21^{ème} siècle. Cependant, cette étude identifie également les zones comme l'Afrique australe, la Méditerranée, l'Arctique, l'Amérique centrale et l'ouest de l'Amérique du Nord comme des hotspots régionaux importants qui émergent en réponse à des niveaux de forçage plus élevés. (Diffenbaugh et Giorgi 2012)

- Dans un article rédigé par Gosling & Arnell en 2013 où ils présentent les évolutions du climat provenant de 21 modèles climatiques mondiaux (GCM) dans le cadre de quatre scénarios SRES qui sont introduites dans un modèle hydrologique mondial afin d'estimer les ressources en eau dans 1339 bassins versants. L'indice de pénurie d'eau (WCI) et l'indice de stress hydrique (WSI) sont utilisés pour calculer les ressources en eau. Selon l'indice WCI, d'ici 2050, dans le cadre du scénario A1B, 0.5 à 3.1 milliards de personnes sont exposées à une augmentation de la pénurie d'eau due au changement climatique (fourchette de 21 GCM). (Gosling et Arnell 2013).

I.4.2 Moyen orient et Afrique du nord

- Dans l'article de Ozturk et al réalisé en 2015 où l'étude des changements futurs projetés dans la climatologie de la température moyenne de l'air et des précipitations et la variabilité interannuelle sur la région méditerranéenne ont été étudiés pour la période 2070-2100 par rapport à la période 1970-2000, les sorties des modèles climatiques mondiaux de l'ensemble de données multi-modèles de la phase 3 du CMIP ont été utilisées avec des scénarios d'émission SRES A2, A1B et B1, les résultats montrent que la variabilité interannuelle des températures augmente manifestement en été et diminue en hiver, tandis que la variabilité des précipitations augmente. **Ce qui signifie que l'occurrence de la fréquence et de l'intensité des températures élevées et des événements de fortes précipitations va probablement augmenter dans la période future.**(Ozturk et al. 2015)
- L'étude de Lelieveld et al. en 2016 : l'auteur a utilisé les résultats d'ensemble des modèles climatiques CMIP5, basés sur les scénarios d'émission RCP4.5 et RCP8.5 pour caractériser les changements dans les conditions de température et les températures extrêmes, des indices climatiques définis par l'équipe d'experts sur la détection et les indices du changement climatique (ETCCDI) de l'Organisation météorologique mondiale (OMM) ont été appliqués à la région de MENA, l'étude suggère que le réchauffement climatique dans la région MENA est beaucoup plus fort en été qu'en hiver en notant que les températures extrêmes sont devenues plus fréquentes. (Lelieveld et al. 2016)
- D'autre part l'article de Lionello et Scarascia en 2018 qui lie systématiquement les changements régionaux à la température moyenne annuelle de surface (GMST), qui est le paramètre le plus fréquemment utilisé pour décrire le changement climatique mondial en utilisant des simulations du modèle mondial CMIP5 afin de décrire les changements de précipitations et de température à l'échelle annuelle et saisonnière dans la méditerranée comme résultat, La région méditerranéenne devrait se réchauffer à un rythme d'environ 20% supérieur à la température de surface annuelle moyenne mondiale, avec des valeurs particulièrement importantes en été et dans les zones continentales au nord du bassin (où le réchauffement sera en général 50 fois plus important qu'à l'échelle mondiale et localement même deux fois plus grand). (Lionello et Scarascia 2018)

I.4.3 Algérie

- L'article fait par Schilling et al. En 2020 où une étude sur la vulnérabilité a été menée se focalisant sur l'exposition au changement climatique, cette dernière montre que l'Algérie est la plus vulnérable au changement climatique, principalement en raison de la forte sensibilité du pays mais aussi à cause d'une forte augmentation de sécheresse.
- L'étude de Chourghal et al. En 2015 sur l'impact du changement climatique sur le blé, en utilisant les projections du modèle ARPEGE-Climate de Météo-France exécuté sous le scénario moyen A1B SRES, qui sont introduites dans un modèle simple de culture agrométéorologique préalablement validé avec des données de terrain sur les sites d'Alger et Bordj Bou Arreridj. En conclusion on trouve une augmentation de la température tout au long de l'année et une diminution nette des précipitations sur les deux sites d'étude.
- L'étude de Zeroual et al. en 2019 évalue le rythme des changements de zone climatique tel qu'il est défini par Koppen – Geiger pour la période de 1951 à 2098 à l'aide de données climatiques à partir de 15 simulations de modèles régionaux de CORDEX Africa et d'estimé les taux d'expansion / contraction des zones climatiques sur la période 2005–2098 à l'aide des scénarios RCP4.5 et RCP 8.5. Cette étude souligne le fait que tous les modèles prédisent la disparition progressive mais inévitable du climat tempéré (Cf) à l'avenir au profit d'un climat désertique très sec (BWh). La tendance à l'aridification semble s'intensifier au cours de la deuxième période modèle (2045-2098) pour le scénario de gaz à effet de serre le plus pessimiste (RCP8.5) (Zeroual et al. 2019).
- L'article de Hadour et al en 2020 étudie l'évolution hydrologique par bassin versant sous l'effet du changement climatique dans trois bassins fluviaux majeurs : le Cheliff, la Tafna et la Macta dans le nord-ouest de l'Algérie. Les résultats montrent en termes de tendances observées, que les débits mensuels ont diminué de manière significative entre 1970 et 1999, principalement en raison de la diminution des précipitations combinée à l'augmentation de l'évapotranspiration potentielle (PET), causée par la hausse des températures. Selon les projections des scénarios RCP8.5 et 4.5, la diminution des débits en hiver se poursuivra à l'avenir. Pour le printemps, le RCP8.5 prévoit une augmentation modérée, tandis que le RCP4.5 montre une tendance à la baisse (Hadour, Mahé, et Meddi 2020).

I.5 Conclusion

Ce présent travail a pour but l'évaluation du futur impact du changement climatique sur les ressources en eau en Algérie à partir des projections GCM tirées de la phase 6 du Projet d'inter-comparaison des modèles climatiques, en utilisant une désagrégation statistique (statistical downscaling)

Chapitre II.
Matériels et données

II.1 Introduction

Une étude sur les impacts nécessitera toujours une maîtrise de la manipulation, et de l'analyse des données. Pour cela, nous avons essayé de collecter des données climatiques auprès de sources officielles et fiables.

Le choix de la localisation de l'étude a été basé sur la disponibilité des données hydrométriques et pluviométriques du bassin versant concerner en termes de longueur, de cohérence et de qualité.

II.2 Présentation de la zone d'étude

II.2.1 Présentation du bassin versant

Le sous bassin versant de l'Oued Zeddine se situe au Nord-Ouest Algérien, ce sous-bassin fait partie du grand bassin versant du Chélif « bassin numéro 1 ». Le bassin s'étend de « Djebel Meddad » au Sud vers la plaine Rouina au Nord. Il est situé entre 1.715° et 2.134° de longitude Est, ainsi qu'entre $35,850^{\circ}$ et 36.257° de latitude Nord (Figure II-01) Le sous bassin présentant une forme allongée et orienté vers le Nord géographique.

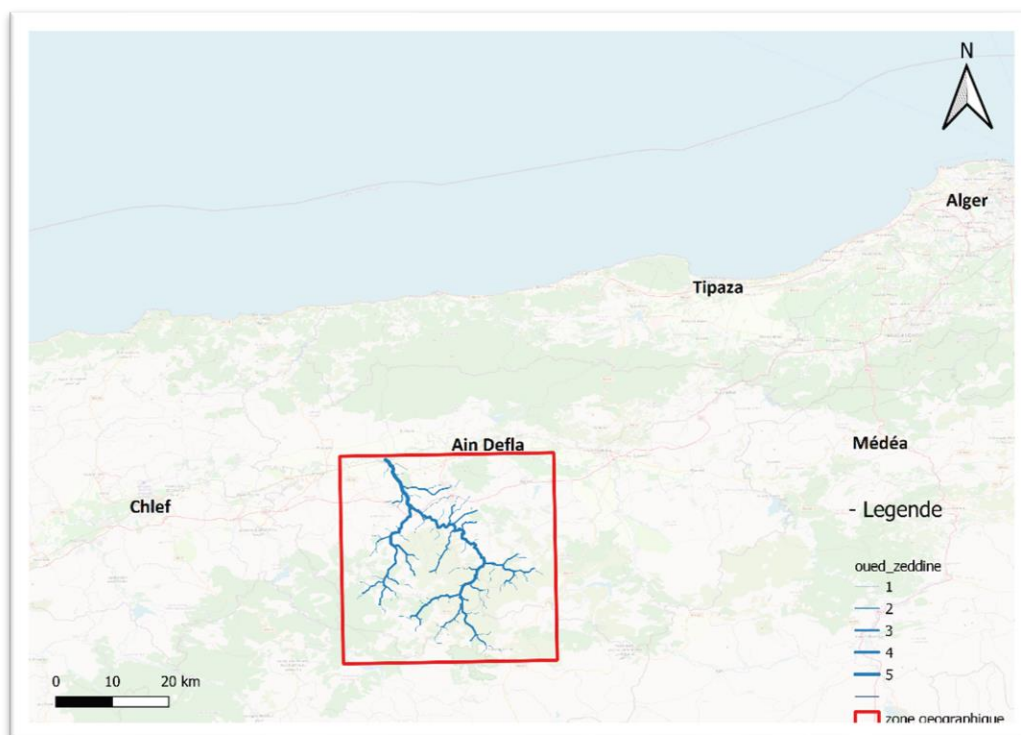


Figure II-1 : Carte de localisation de la zone d'étude

Il s'étend sur 891,5 km², À la jonction des Oueds Zeddine et Zeddidina l'Oued Rouina prend sa source et c'est sur cet affluent du versant gauche de l'Oued Chélif que le barrage de Ouled Mellouk a été construit comme le montre la figure 9.

Le barrage Ouled Mellouk est situé à 30 km au sud-ouest du chef-lieu de la wilaya d'Aïn Defla, à environ 5 km en amont du village de Rouina. Ce barrage est destiné à l'alimentation en eau potable des villes de Rouina, Bourached, Zeddine, El Mayenne et El-Attaf et à l'irrigation du périmètre El Amra, Abadia et Rouina (ANBT, 2015).

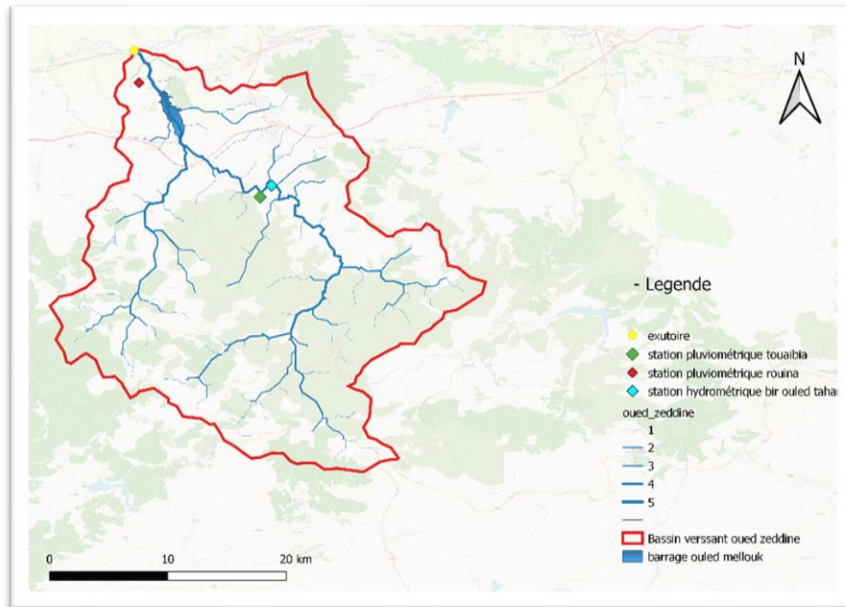


Figure II-2 : Bassin versant d'Oued Zeddine

II.2.2 Réseau hydrographique

Le sous bassin versant de l'Oued Zeddine se caractérise par une forte densité du réseau hydrographique qui se justifie par l'existence des pentes plus fortes et une formation superficielle moins perméables, accroissant les grandes exportations des terres qui sont liées aux ruissellements (Asri, s. d.).

II.2.3 Climat de la région

Le climat dans le sous bassin de l'Oued Zeddine est de type semi-aride, humide et froid en hiver et chaud et sec en été.

Les précipitations : Le bassin reçoit entre 300 et 500 mm de pluie par an (ANRH). Après une étude critique des éléments antérieurement obtenus, la précipitation annuelle moyenne du bassin versant a été fixée à 461 mm/an. (ANBT)

La température : Les températures moyennes de la région subissent des variations saisonnières. Le contraste saisonnier est bien marqué entre l'hiver et l'été. Les minimas thermiques sont généralement atteints en janvier, les maximas en juillet / août qui peut atteindre les 41 °C. (ANRH).

Le vent : le bassin versant subi un fort vent stable de décembre à avril et des vents calmes de juin à octobre (ANRH)

II.2.4 Elévation du bassin versant

La carte de l'élévation montre que le bassin a un caractère moyennement accidenté avec des altitudes qui varient entre 183 et 1786 m. Les altitudes sont maximales au Sud et elle se diminue en direction du Nord où on trouve les plus basses altitudes. Les pentes dans notre sous bassin versant varient entre 2% et 50%.

Les pentes les plus basses se situent principalement dans l'aval donc au Nord du sous bassin à proximité de la cuvette du Barrage, en ce qui concerne les pentes, elles sont situées principalement en amont du bassin au niveau des montagnes au Sud, à l'Ouest, et au Sud Est. On remarque ainsi des pentes très pointues au Nord Est du sous bassin versant. Le reste du bassin se caractérise par des pentes moyennes entre 10 et 30 %. Les régions à faible pente correspondent à un relief de plaines et aux replats structuraux que l'on trouve dans la zone montagneuse qui se caractérise par une faible érosion, donc on peut dire qu'en aval de notre bassin on a une érosion faible (Asri, s. d.).

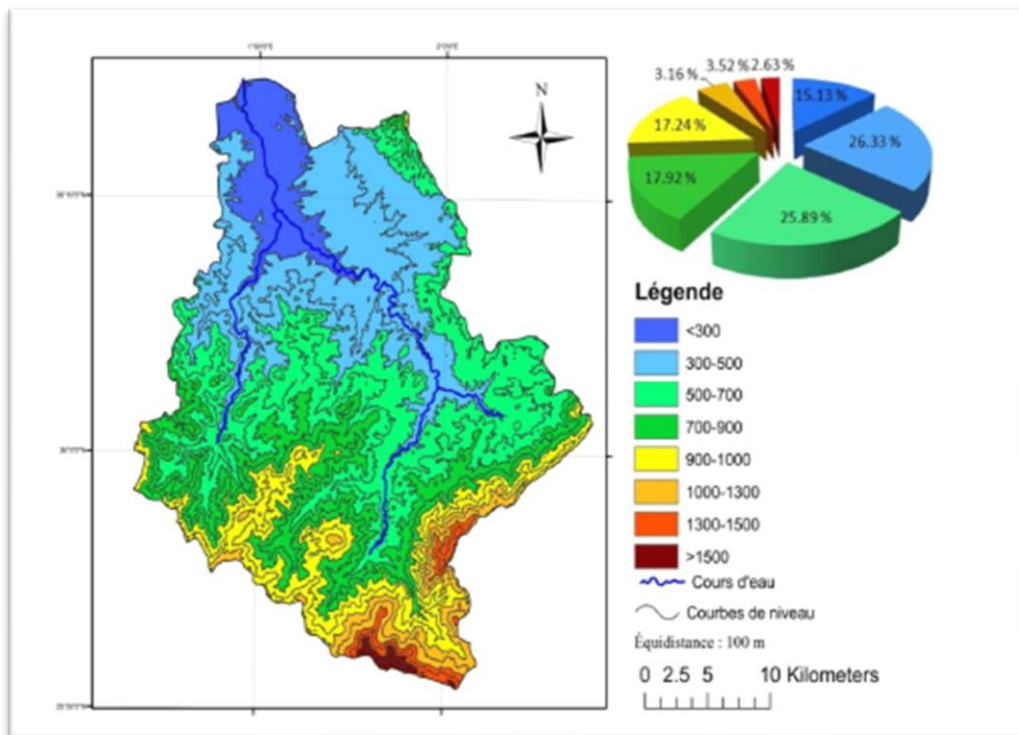


Figure II-3 : Répartition de la surface du bassin en fonction de l'élévation (source : (Asri, s. d.))

II.2.5 Géologie du terrain

La lithologie joue un rôle important sur le ruissellement, l'infiltration, l'érosion et le transport solide. Les matériaux géologiques se distinguent en formations meubles (sables, argiles, marnes) ou en formations consolidées (grès, calcaires, dolomies...).

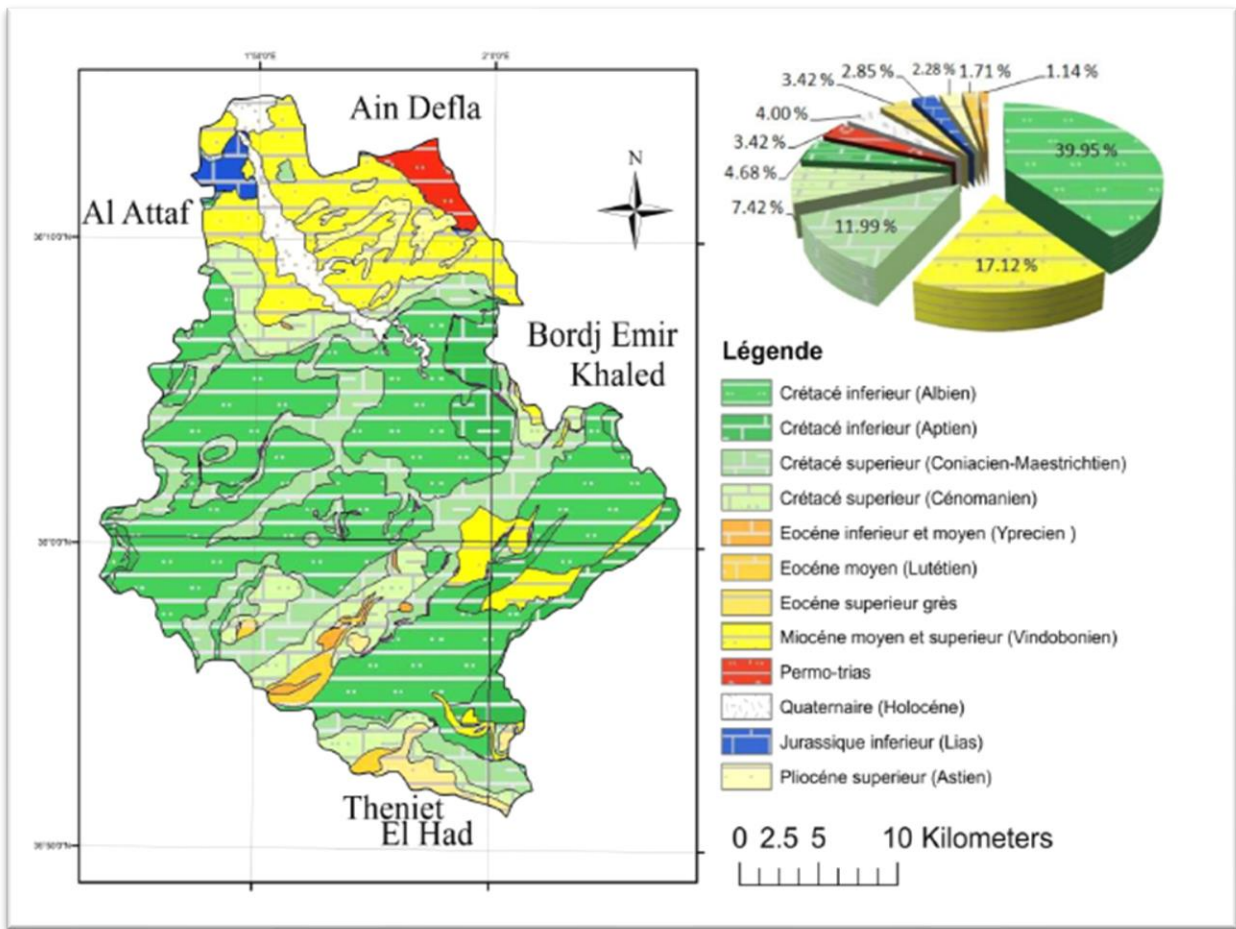


Figure II-4 : Carte litho-stratigraphique du sous bassin de l'Oued Zeddine (source : (Asri, s. d.))

La carte lithologique du sous bassin versant de l'Oued Zeddine laisse apparaître une grande diversité des formations superficielles avec 12 formations. Les formations prédominantes sont les schistes et les quartzites de l'Albien. Elles se situent au milieu, à l'Est, à l'Ouest et un peu au Sud du sous bassin versant.

Nous observons également les alluvions actuels et récents de la formation Quaternaire (Holocène) constituée de sable, gravier et argile et le calcaire massif du Jurassique inférieur (Lias), ainsi que les grès de la formation Pliocène supérieur (Astien) et la formation Miocène moyen et supérieur (Vindobonien) qui sont situés en aval du sous bassin versant.

Enfin, il y a les formations en grès quartzeux de l'Eocène inférieur et moyen (Yprezien) et les calcaires à Silex et marno-calcaires de l'Eocène supérieur qui se situent en amont au Sud-Ouest du sous bassin versant (Asri, s. d.).

II.3 Présentation des données

La réalisation de cette étude a nécessité l'utilisation de trois types de données à différentes résolutions, sous différents formats et acquises auprès de différentes sources, comme exposé ci-dessous.

II.3.1 Modèles climatiques globaux

Les données « GCM » utilisées ont été récupérées à partir du site officiel du « WCRP » qui dispose d'une interface intuitive et très bien conçue pour explorer et trier les données issues de "CMIP6" selon les besoins d'utilisations. La figure ci-dessous est prise de l'interface citée précédemment :

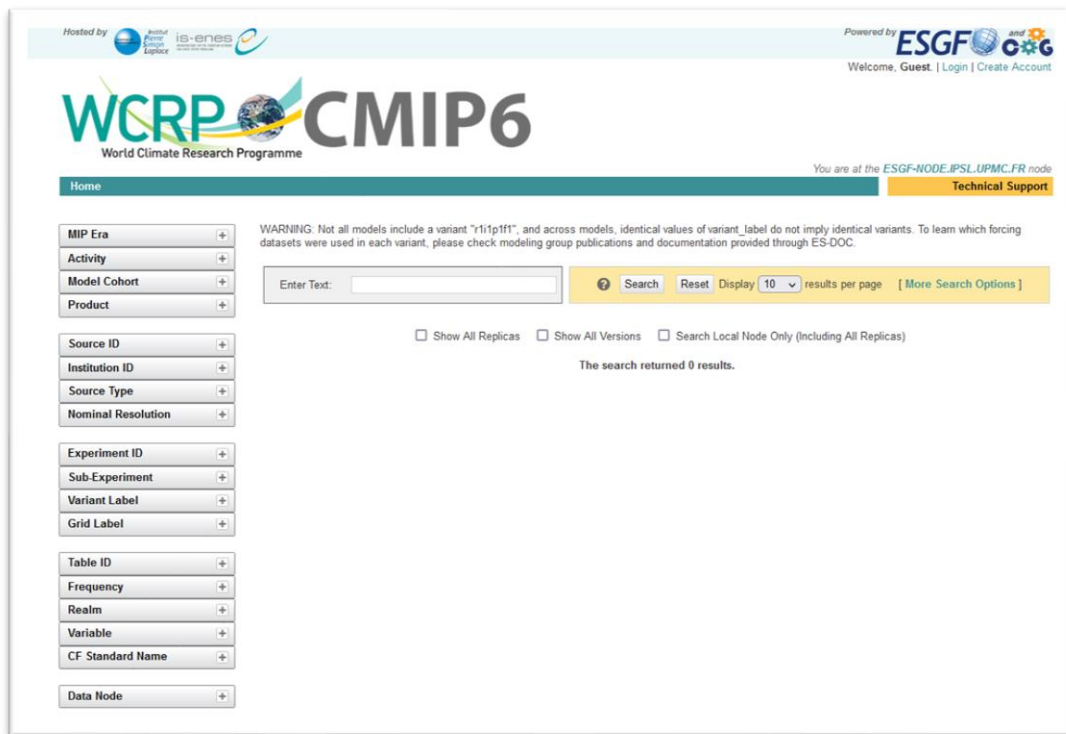


Figure II-5 : Interface pour téléchargement des données GCM

Les GCM sont fournis généralement sous format NetCDF (Network Common Data Form) qui est un ensemble de bibliothèques logicielles et de formats de données indépendants de la machine qui permettent la création, l'accès et le partage de données scientifiques orientées matrice. Il s'agit également d'une norme communautaire pour le partage des données scientifiques. (« Unidata | NetCDF » s. d.)

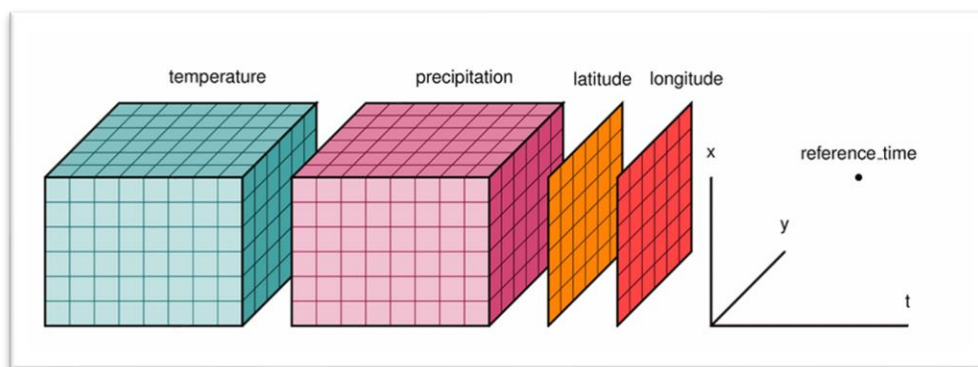


Figure II-6 : Illustration de la structure des données NetCDF

Ce format NetCDF est largement utilisé dans le domaine du climat, ce type de donnée nous permet de stocker les variables climatiques suivant la longitude, la latitude ainsi que le niveau de pression. La manipulation des données NetCDF se fait avec des bibliothèques spéciales sous Python, R ou bien les Système d'information géographique.

Pour la manipulation de ce type de données, nous avons utilisé la bibliothèque « Xarray ». Xarray est un projet open source et un paquetage Python qui rend le travail avec des tableaux multidimensionnels étiquetés simple et efficace. (« Xarray : N-D Labeled Arrays and Datasets in Python » s. d.)

Afin de réaliser nos approches dédiées à l'étude d'impact, on a opté pour le modèle climatique global de NASA « **National Aeronautics and Space Administration** » élaboré par GISS « **Goddard Institute for Space Studies**

II.3.1.1 NASA GISS

Le programme de modélisation climatique du GISS vise principalement à développer des modèles couplés atmosphère-océan pour simuler le système climatique de la Terre. L'accent est mis sur l'étude de la sensibilité du climat à l'échelle mondiale et régionale, y compris la réponse du système climatique à divers forçages tels que la variabilité solaire, les volcans, les émissions anthropiques et naturelles de gaz à effet de serre et d'aérosols, les changements paléoclimatiques, etc. (Schmidt et al. 2006)

En utilisant la plateforme du CMIP6, on a téléchargé les sorties du modèle (variables climatiques) qui représente la simulation historique du modèle climatique global « NASA-GISS », avec une résolution de 250km (longitude x latitude : $2,5^\circ \times 2^\circ$) et qui s'étend sur la période 1901-2014 par pas de temps mensuel.

Les variables téléchargées sont celles qui peuvent exercer une influence ou une relation avec nos variables cibles (Température et Précipitations). Le tableau ci-dessous illustre les variables, leurs identifiants, unités et niveaux de pression :

Tableau II-1 : Nomenclature des variables du GCM et leurs unités

Variable	ID	Niveau de Pression (Pa)	Unité
Total Cloud Fraction	CLT	/	%
Water Evaporation Flux	EVSPSBL	/	$\text{Kg. m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$
Relative humidity	HUR	100, 500, 1000, 2000, 3000, 5000, 7000, 10000, 15000, 20000, 25000, 30000, 40000, 50000, 60000, 70000, 85000, 92500, 100000	%
Near surface relative humidity	HURS	/	%
Sea level pressure	PSL		Pa
Surface Downwelling Shortwave Radiation	RSDS	/	$\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$
Air temperature	TA	100, 500, 1000, 2000, 3000, 5000, 7000, 10000, 15000, 20000, 25000, 30000, 40000, 50000, 60000, 70000, 85000, 92500, 100000	K
Near surface Air Temperature	Tas	/	K
Daily Minimum Near-Surface Air Temperature	Tasmin	/	K
Daily Maximum Near-Surface Air Temperature	Tasmax	/	K
Eastward Wind	Ua	100, 500, 1000, 2000, 3000, 5000, 7000, 10000, 15000, 20000, 25000, 30000, 40000, 50000, 60000, 70000, 85000, 92500, 100000	$\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$
Northward Wind	Va	100, 500, 1000, 2000, 3000, 5000, 7000, 10000, 15000, 20000, 25000, 30000, 40000, 50000, 60000, 70000, 85000, 92500, 100000	$\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$
Geopotential height	Zg	100, 500, 1000, 2000, 3000, 5000, 7000, 10000, 15000, 20000, 25000, 30000, 40000, 50000, 60000, 70000, 85000, 92500, 100000	M

II.3.1.2 Extraction des données

Avant de passer à l'extraction des données, il faudra d'abord visualiser ces variables d'une manière globale, en utilisant le software « Panoply » fait par NASA, dédié spécialement à la visualisation des données NetCDF.

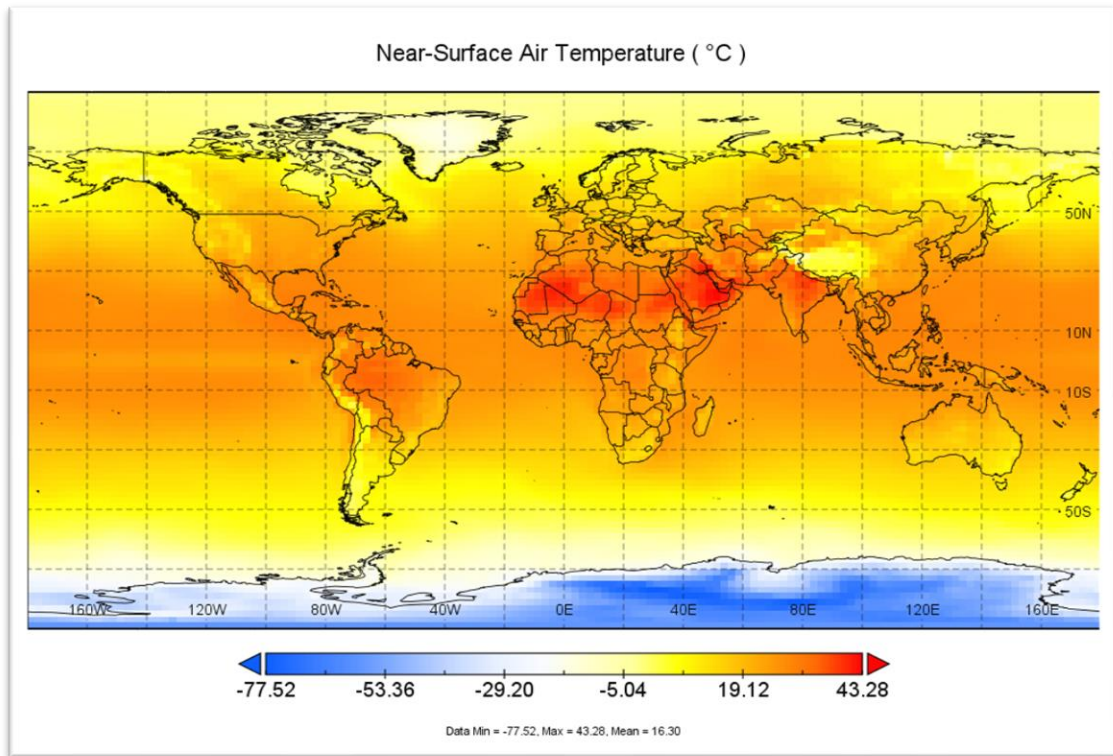


Figure II-7 : Température d'après GCM NASA-GISS pour 08-2001

On peut visuellement constater la faible résolution de cette données, un seul pixel couvre une large surface, on remarque aussi l'absence des données nulles, et que les données sont continues, dans l'espace.

Le zoom vers la zone d'étude, nous montre pertinemment la faiblesse de la résolution des GCM, ce qui implique la nécessité du « Downscaling » pour les études d'impacts en échelle locale.

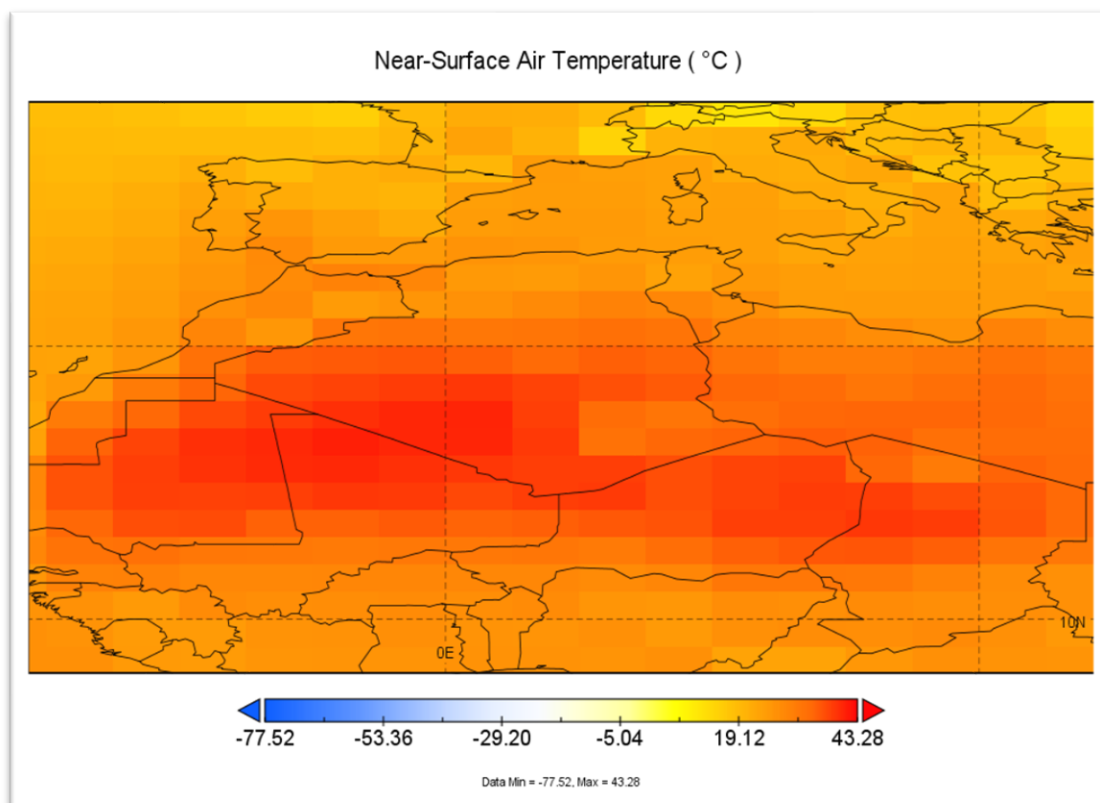


Figure II-8 : Température d'après GCM NASA-GISS pour la région nord-africaine en 08-2001

On a utilisé les bibliothèques adéquates pour extraire les variables climatiques de 4points, dont les longitude et latitude encadrent notre zone d'étude. Ces variables portent des indices (1, 2, 3 et 4) afin d'identifier le point en question.

Ces indices sont expliqués dans le tableau ci-dessous :

Tableau II-2 : Coordonnées des points GCM extraite

Indices	Longitude	Latitude
1	1,25 E°	37,00 N°
2	3,75 E°	37,00 N°
3	1,25 E°	35,00 N°
4	3,75 E°	35,00 N°

Certaines variables porterons deux indices, le premiers indique la position, le deuxième indique le niveau de pression, exemple : « Ta(2)(500) » représente la température de l'air du point situé à 3,75 E° et 37,00 N° au niveau de pression 500Pa.

L'extraction de données était établie pour la période 1972-2015, les données seront présentées dans ce qui suit :

II.3.1.3 Précipitations :

Le phénomène de précipitation est caractérisé par une forte variabilité régionale, pour cela il était prévisible d'avoir des différentes distributions de précipitations pour les 4points du GCM.

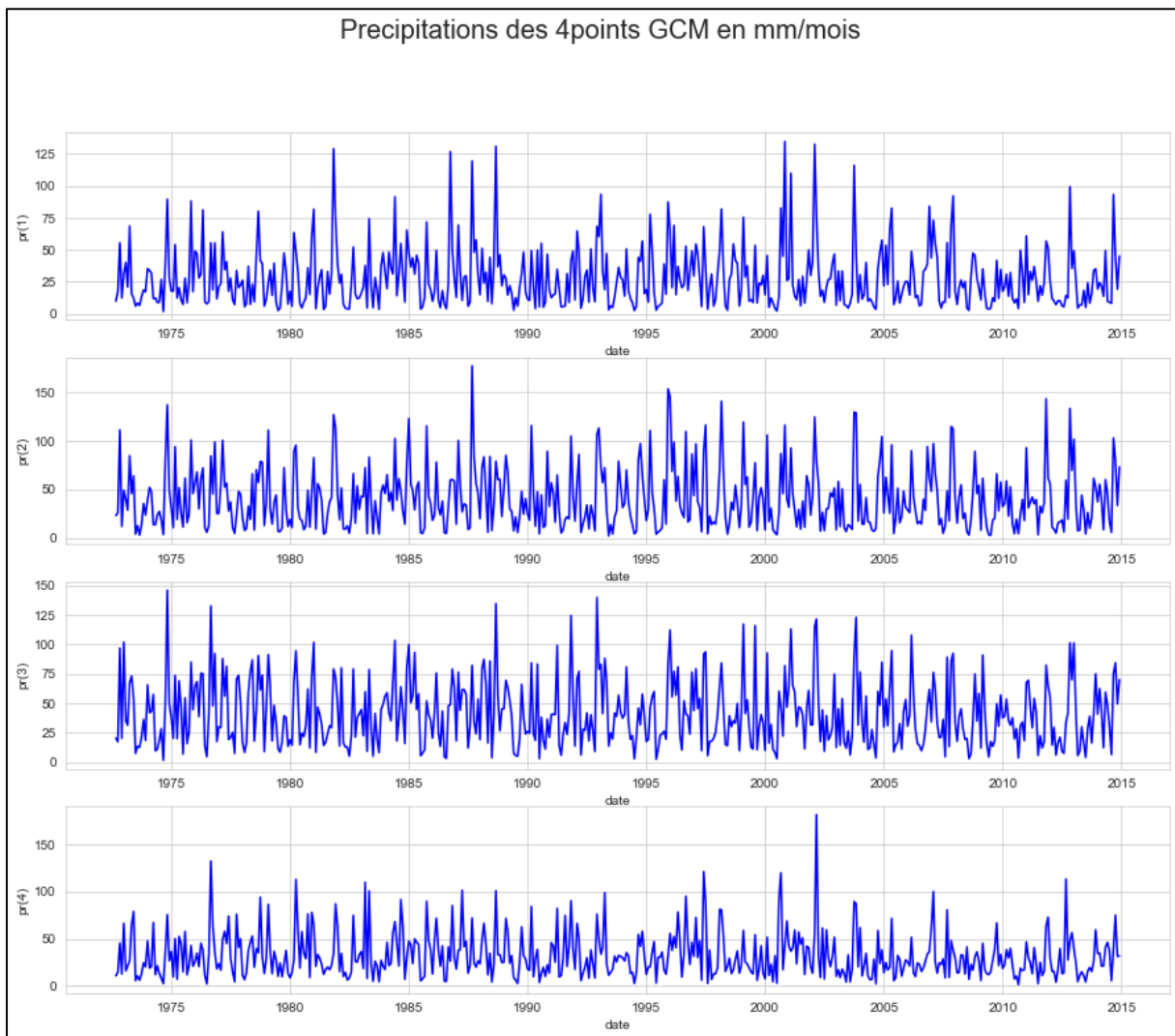


Figure II-9 : Précipitations données par les 4 points du GCM NASA GISS

- Le graphe en séries temporelles nous permet de voir cette variabilité, mais on pourra illustrer cette dernière avec d'autres types d'outils visuels. Pour cela on a opté pour des histogrammes qui montrent la distribution des précipitations et leurs fréquences, des

histogrammes illustrant la moyenne mensuelle sur une période de 14 ans pour toute la séries de données

- Cela été fait pour les 4 points du GCM NASA-GISS, dans le but d’avoir une idée sur la variabilité des sorties du modèle climatique dans leurs dimensions spatiales et la comparer par la suite avec les données observer.

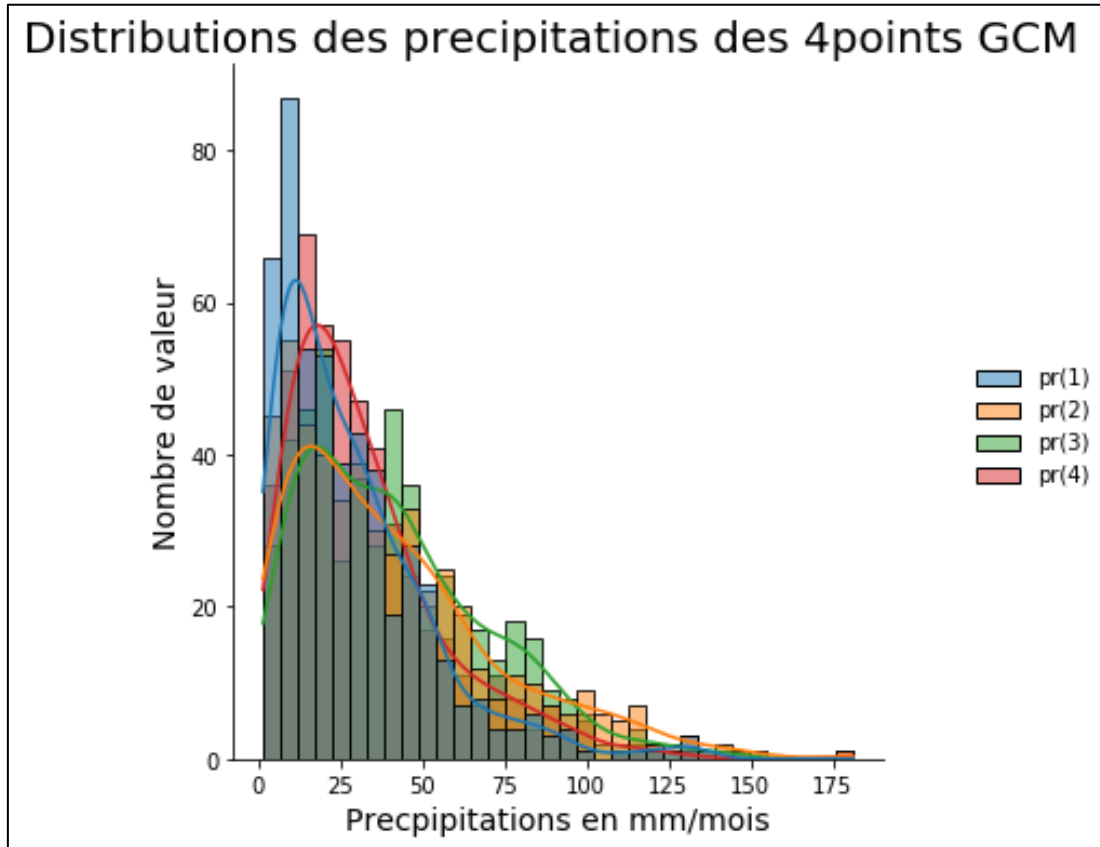


Figure II-10 : Distribution des précipitations des 4 points du GCM NASA-GISS

- D’après la visualisation des distributions, on constate que le point (1) possède le plus grand nombre des valeurs mineurs ou nulles, cependant le point (2) porte est prédominant lorsqu’il s’agit des valeurs majeures qui dépasses les 100mm/mois, par ailleurs le point (4) a le nombre de valeur le plus élevés pour les précipitations de moyennes ampleurs.

Le phénomène de précipitation suit un comportement cyclique, selon les saisons (Hiver, Printemps, Eté et Automne) cela implique que la visualisation mensuelle moyennes des données est une phase primordiale pour avoir plus de visibilité sur la variabilité inter-saisonnière.

Dans les figures suivantes nous allons à exposer cette variabilité temporelle des précipitations, ainsi que leurs variabilités spatiales, selon le modelé climatique global choisis.

La moyenne mensuelle a été établit suivant 3 périodes : 1972-1986, 1986-2000 et 2000-2014

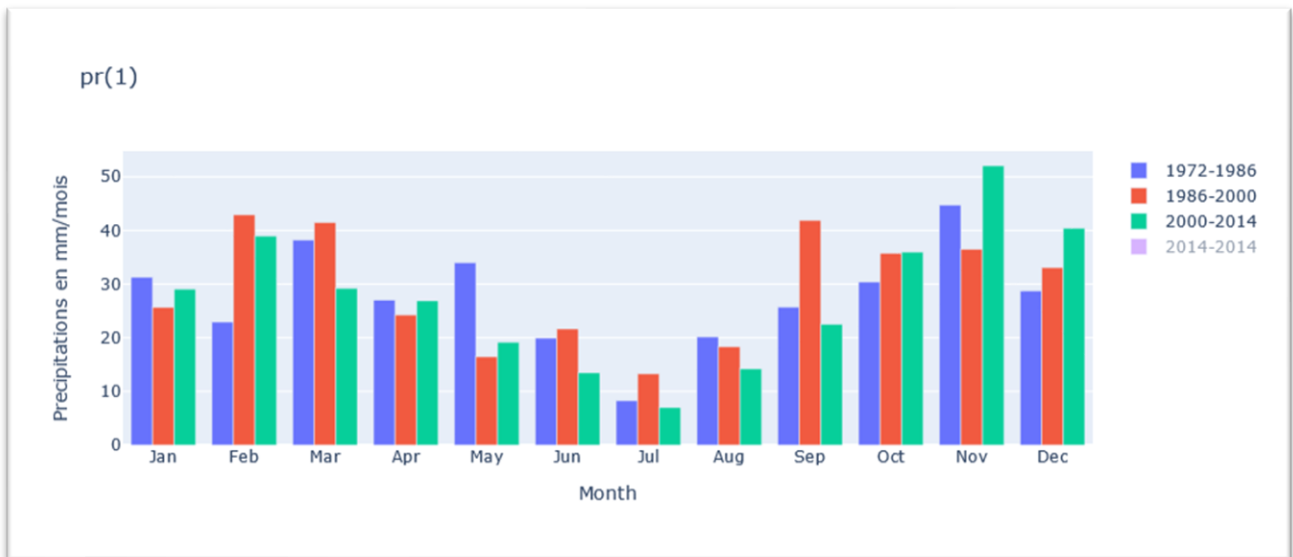


Figure II-11 : Précipitations mensuelles pour point (1) du GCM

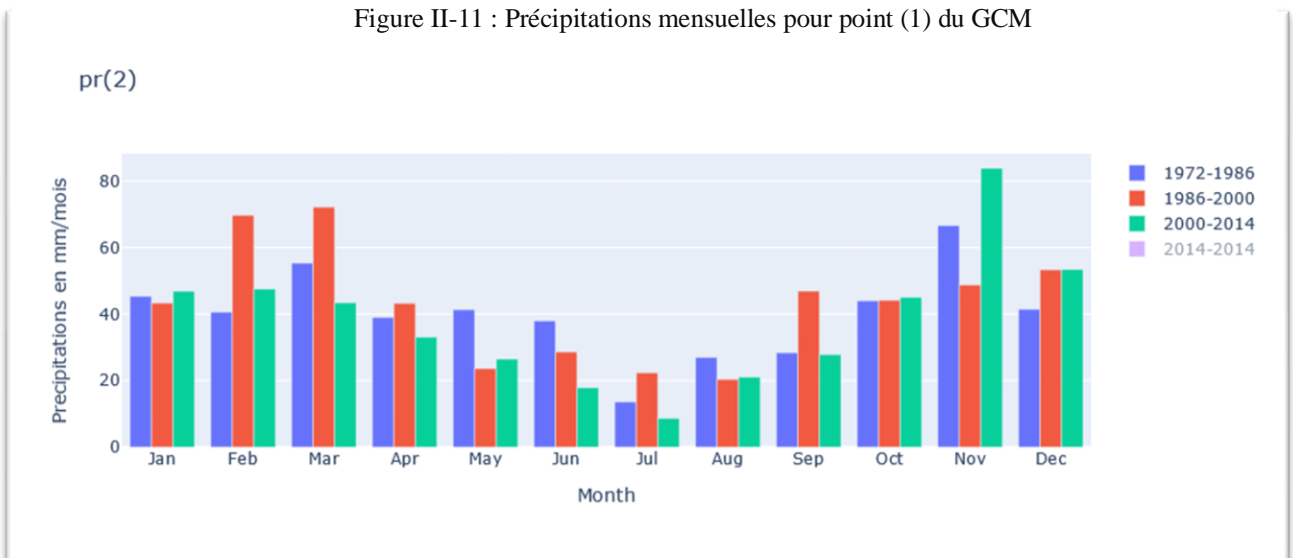


Figure II-12 : Précipitations mensuelles pour point (2) du GCM

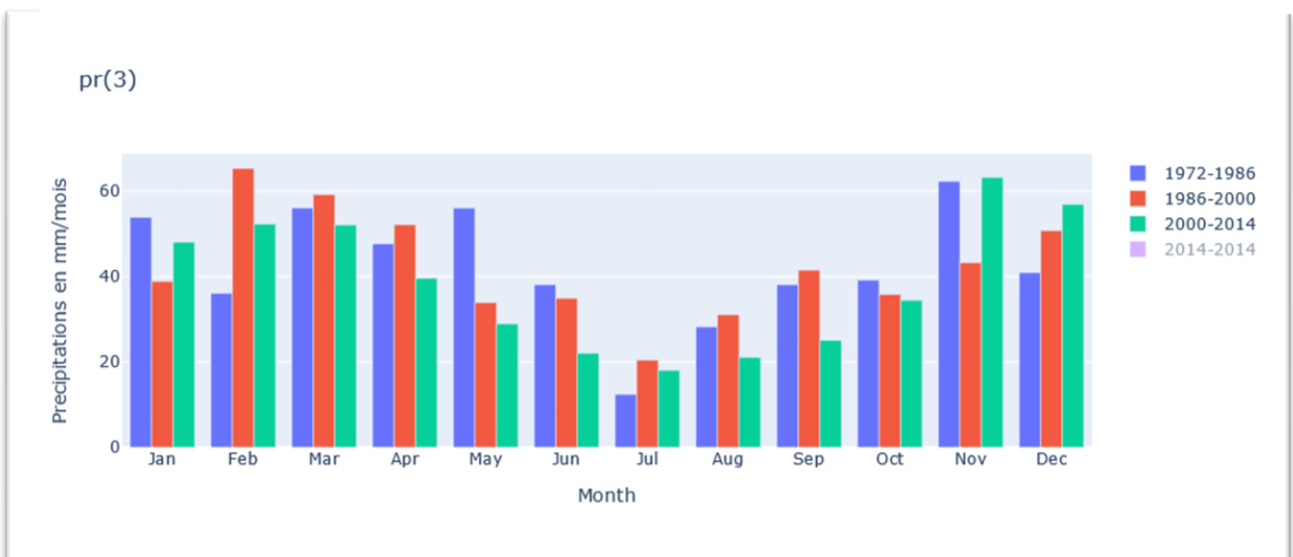


Figure II-13 : Précipitations mensuelles pour point (3) du GCM

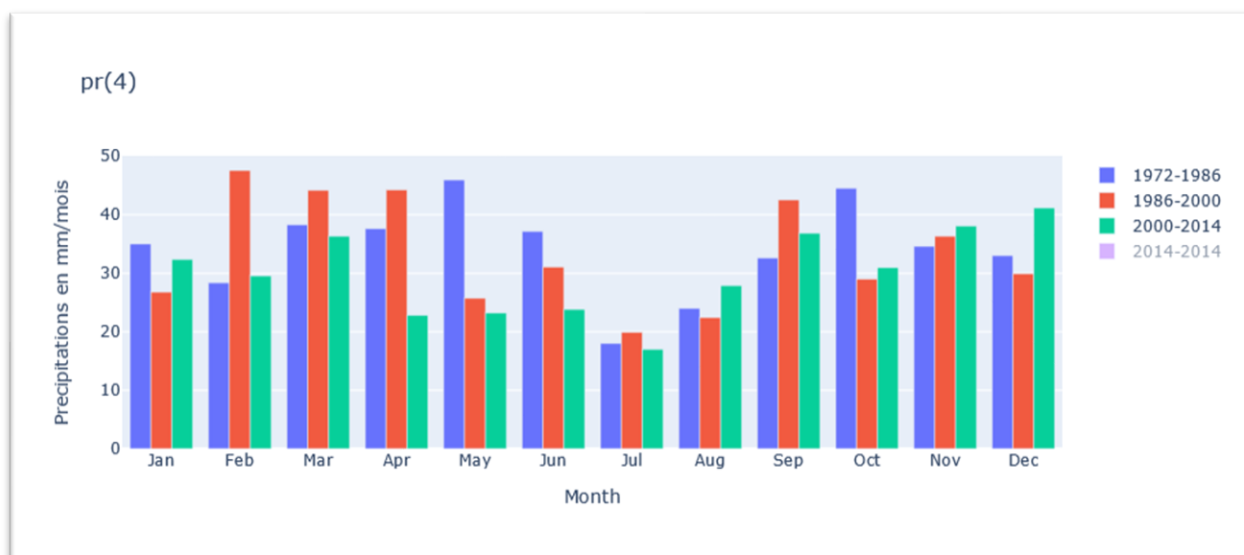


Figure II-14 : Précipitations mensuelles pour point (4) du GCM.

- Pour la période 1972-1986 : la précipitation mensuelle moyenne ne dépassent pas les 50mm pour les points (1) et (4), et elles touchent et dépasses les 60mm pour le point (2) et (3). En revanche, ayant le mois de juillet comme la plus basse moyenne pour les 4 points, le point (4) possède la plus grande de ces valeurs minimales.
- Pour la période 1986-2000 : On remarque une forte augmentation des précipitations pour les mois de février, mars et septembre, et cela pour les quatre points
- Pour la période 2000-2014 : La précipitation mensuelle cumulée diminue pour tous les mois pour les quatre points, sauf pour les mois de novembre et décembre.

Nos données de précipitations issues du GCM NASA-GISS sont résumés dans le tableau descriptif suivante :

Tableau II-3 : Tableau descriptif des données de précipitations GCM

/	pr(1)	pr(2)	pr(3)	pr(4)
Nombre d'observation	508	508	508	508
Moyenne	28,269	40,591	41,304	32,564
Écart-type	23,634	31,992	28,300	24,479
Minimum	1,897	2,168	1,512	1,424
25%	10,120	14,705	17,927	14,548
50%	22,002	32,504	37,442	25,950
75%	38,619	56,207	57,959	42,374
Maximum	134,846	177,052	146,177	181,328

II.3.1.4 Température

La température est un phénomène moins complexe, cyclique et peu variables dans l'espace, c'est pour cela que les figures suivantes vont sembler identiques.

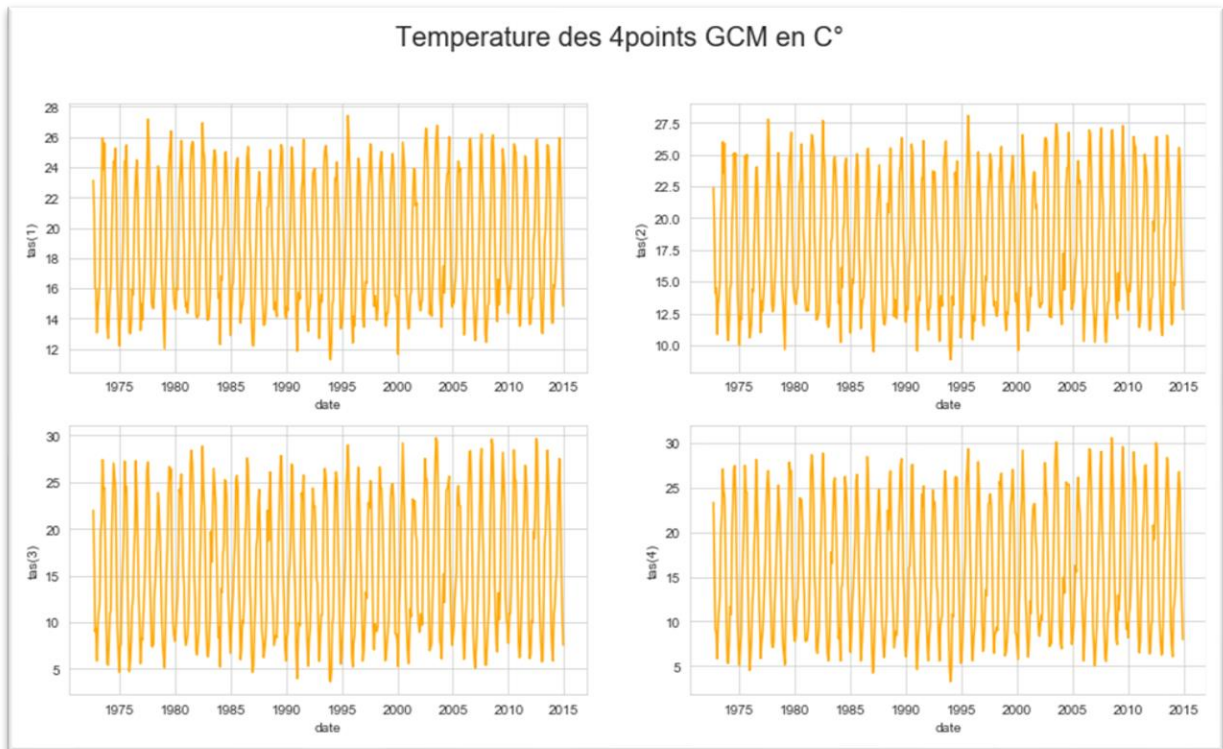


Figure II-15 : Température des 4 points GCM NASA-GISS

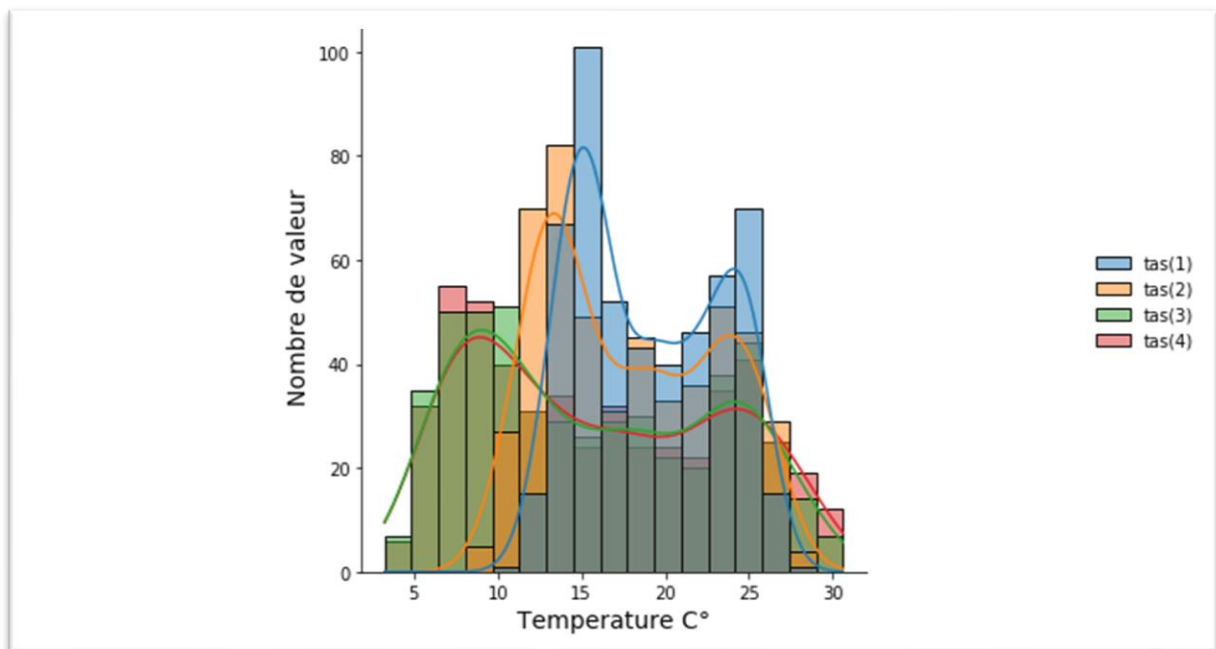


Figure II-16 : Distribution statistique des températures des 4 points GCM NASA-GISS

- La température dépend de la topographie, de la localisation par rapport à l'équateur, de la distance par rapport aux deux pôles et par rapport au plan d'eau. C'est pour cela que les points (1) et (2) ont très peu de valeurs en dessous de 10 C°, et un fort nombre de valeurs lorsqu'il s'agit des températures moyennes 12-25 C°, ce qui illustre bel et bien le climat méditerranéen. Cependant les points (3) et (4) ont une distribution plus ou moins uniforme vu leur emplacement géographique.

Nos données de température issues du GCM NASA-GISS sont résumées dans le tableau descriptif suivant :

Tableau II-4 : Tableau descriptif des données de la température GCM

/	tas(1)	tas(2)	tas(3)	tas(4)
Nombre	408	408	408	408
Moyenne	18,975	17,912	15,694	15,893
Ecart-type	4,247	5,080	7,220	7,339
min	11,284	8,856	3,639	3,251
25%	15,107	13,310	9,247	9,206
50%	18,664	17,267	14,710	14,799
75%	23,159	22,715	22,789	22,833
max	27,419	28,061	29,750	30,605

II.3.2 Données de réanalyse

Dans cette étude on choisit d'utiliser les données de réanalyses fournis par « ECMWF », dans leurs version ERA5.

II.3.2.1 Données de ERA5

ERA5 est la cinquième génération de réanalyse atmosphérique du climat global du « European Centre for Medium-Range Weather Forecasts », couvrant la période de janvier 1950 à aujourd'hui. ERA5 est produite par le « Copernicus Climate Change Service (C3S) » du « ECMWF ». ERA5 fournit des estimations horaires d'un grand nombre de variables climatiques atmosphériques, terrestres et océaniques.

ERA5 fournit les estimations horaires d'un grand nombre de variables climatiques atmosphériques, terrestres et océaniques. Les données couvrent la Terre sur une grille de 30 km et résolvent l'atmosphère en utilisant 137 niveaux depuis la surface jusqu'à une hauteur de 80 km. ERA5 comprend des informations sur les incertitudes pour toutes les variables à des résolutions spatiales et temporelles réduites.

Les mises à jour mensuelles à qualité garantie de l'ERA5 (de 1979 à aujourd'hui) sont publiées dans les 3 mois suivant le temps réel. Les mises à jour quotidiennes préliminaires de l'ensemble de données sont disponibles pour les utilisateurs dans les 5 jours suivant le temps réel. (Guillory 2017)

II.3.2.2 Extraction des données

Les données de Réanalyse sont fournies sous format NetCDF (expliqué précédemment), leur extraction se fait de la même manière que les données GCM. Par une simple visualisation des données nous pourrions clairement remarquer la haute résolution de ce type de données ($0,1^\circ$ Longitude x $0,1^\circ$ Latitude). La figure ci-dessous illustre la température à 2m de la surface sur le Nord Algérien et une partie du Sud-Est de l'Espagne.

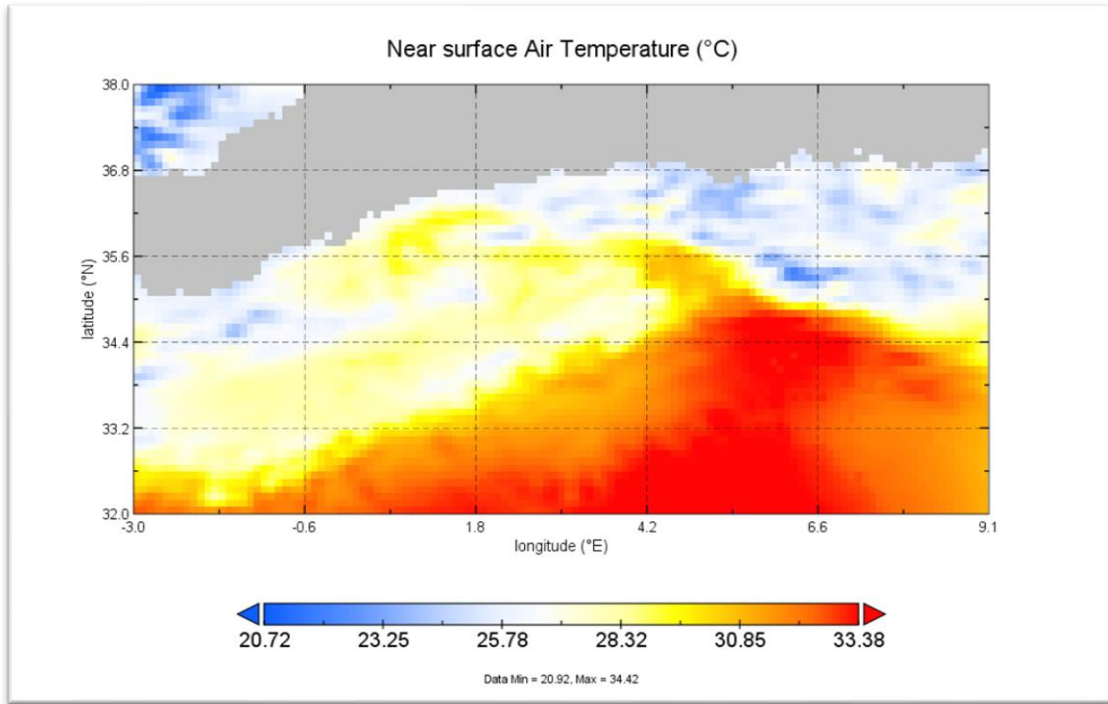


Figure II-17 : Température d'après les données de réanalyse de ERA5.

L'extraction des données de 4 points de réanalyse (Précipitations en mm/mois) est illustrée dans la figure suivante :

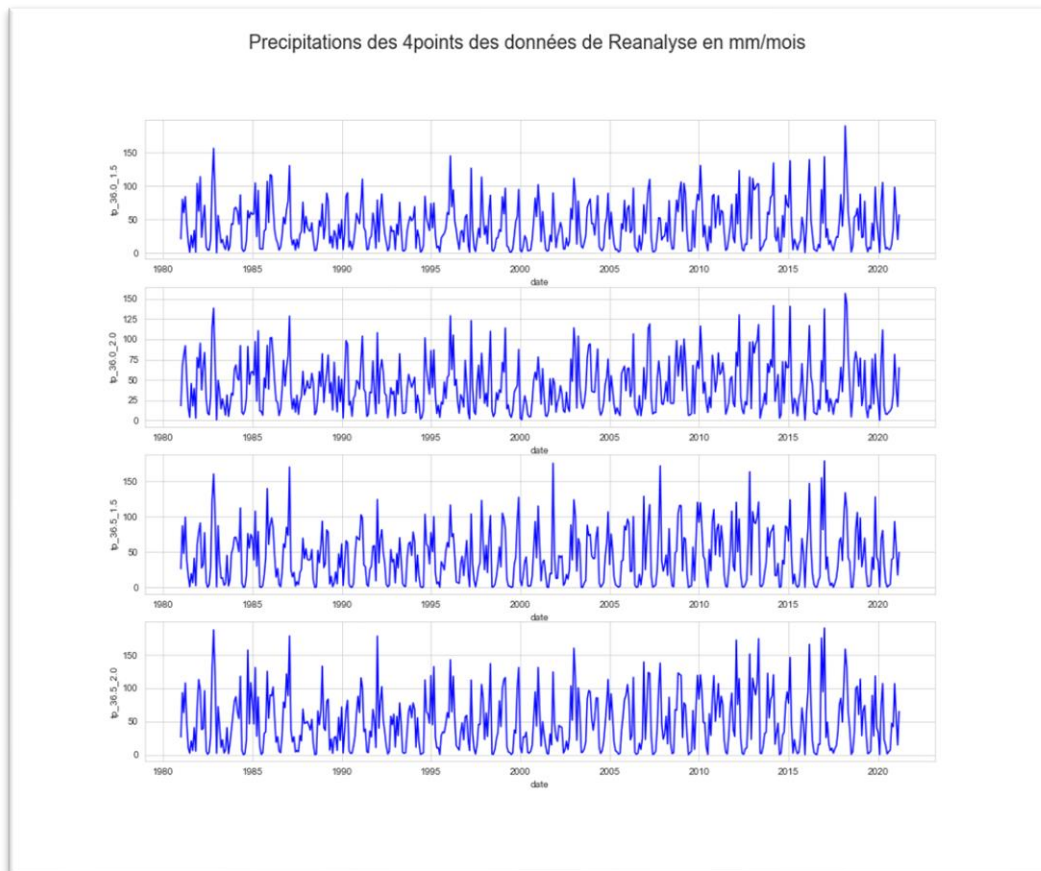


Figure II-18 : Précipitations des 4 points de réanalyse en mm/mois.

- La variabilité des précipitations pour les 4 points est très faible vu la résolution fine des données ERA5, ce n'est point qui sont peu espacés entre eux.
- L'ERA5 nous fournit une large gamme de variables climatiques (mais beaucoup plus moins que les données GCM), et cela suivant quelque niveau de pression pour les variables atmosphériques.

II.3.3 Données Observées

Pour la zone d'étude sélectionnée, on dispose des données de deux stations pluviométriques, une station hydrométrique, ces données sont fournies par l'ANRH.

Pour les données de température et à cause de la non-disponibilité des mesures dans la zone d'étude, on a pris les données de température mesurées dans la commune de Miliana, située à 40 km à l'Est de notre zone d'étude, ayant les mêmes caractéristiques topographiques, et connaissant la faible variabilité de la température dans l'espace, on prend comme hypothèse que la température de Miliana est suffisamment représentative pour notre zone.

Le tableau ci-dessous montre le positionnement des différentes stations ainsi que leur noms et codes :

Tableau II-5 : Coordonnées des stations météorologiques (ANRH)

CODE	STATION	Type	Longitude°	Latitude°	
					Disponibilité
11904	Rouina	Pluviométrique	1,8	36,24	1972-2017
11901	El Touaibia	Pluviométrique	1,93	36,11	1972-2017
11905	Bir Ouled Tahar	Hydrométrique	1,94	36,1	1990-2013
GM00060430	Miliana	Température	2,21	36,28	1973-2021

II.3.3.1 Précipitations

Les données des deux stations pluviométriques mentionnées dans le tableau ci-dessus représentent l'évolution des précipitations par pas de données mensuel, ces données ont un pas de temps mensuel, et sont déjà traitées préalablement, et les séries de données sont étendues sur une période suffisamment longue pour faire une bonne analyse et critique de la donnée avant de passer à la modélisation.

Les figures suivantes vont illustrer la distribution des valeurs pour les deux stations, ainsi que leur variabilité dans le temps

On note qu'on a utilisé la notation « pr_touaibia » pour les précipitations de la station El Toubib et la notation « pr_rouina » pour les précipitations de la station de Rouina.

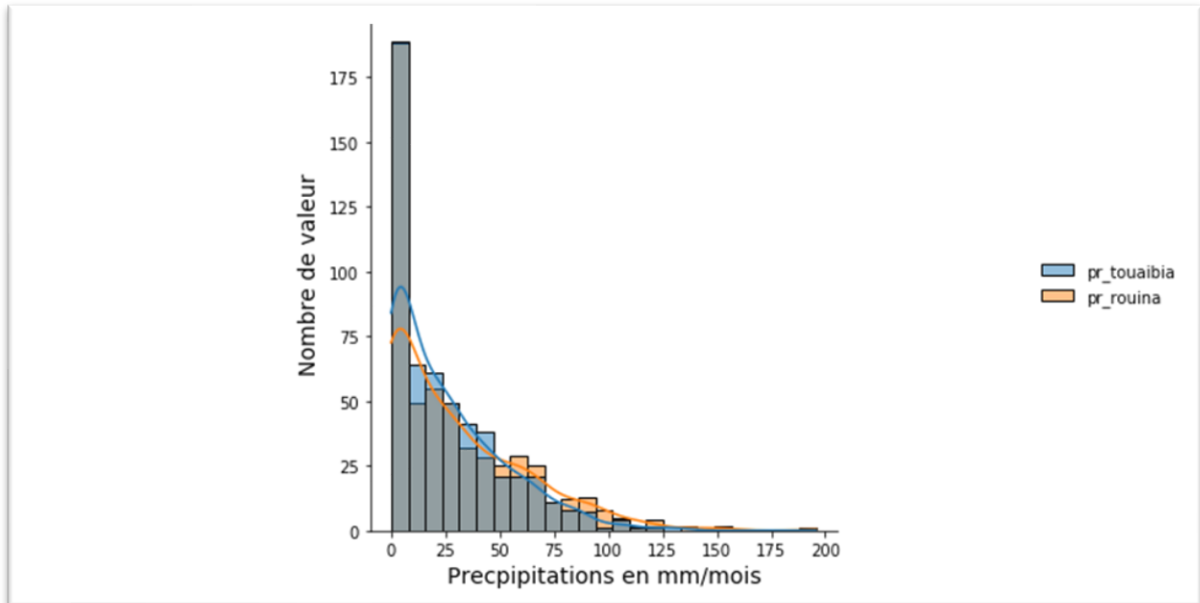


Figure II-19 : Distribution statistique des précipitations des deux stations pluviométriques en mm/mois.

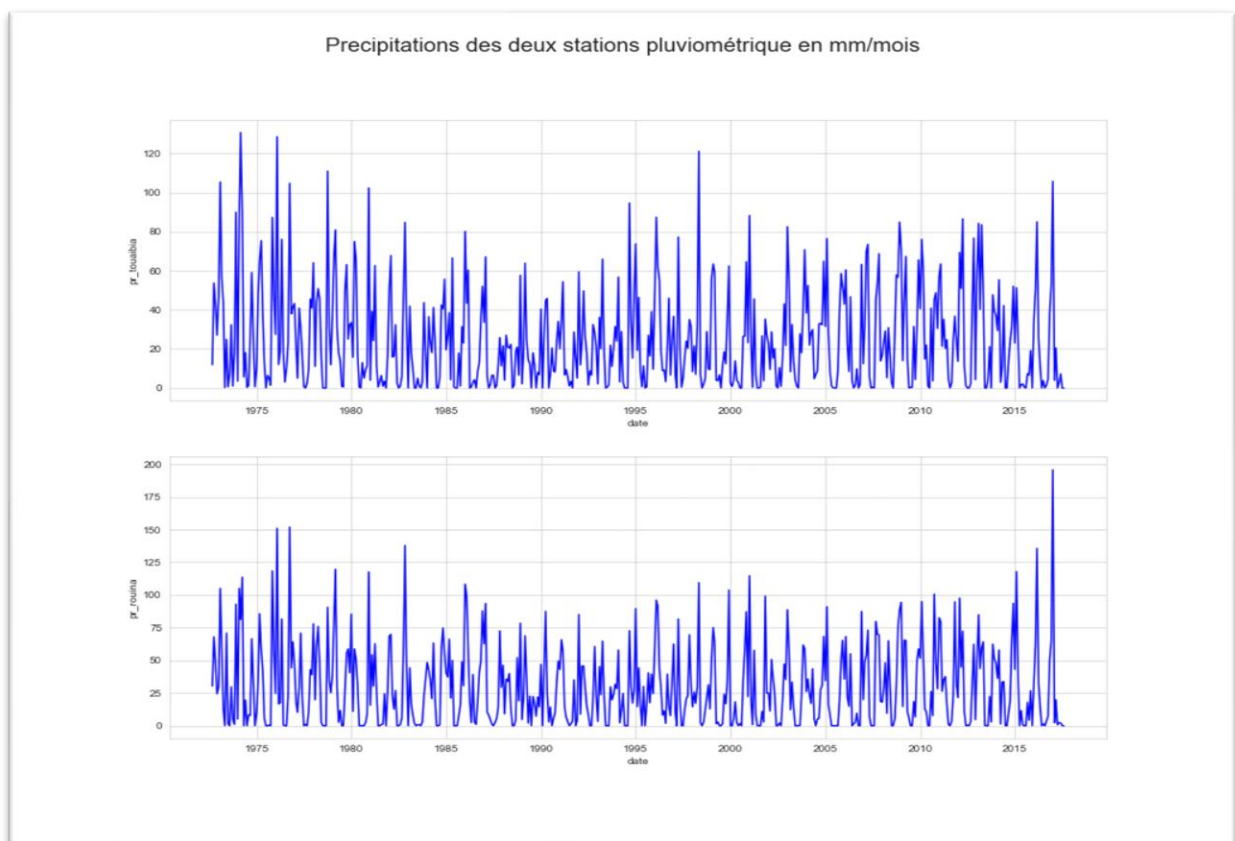


Figure II-20 : Evolutions des précipitations des deux stations pluviométriques en mm/mois.

- D'après la figure des distributions de valeurs, on constate que la station de Rouina enregistre le plus grand nombre de valeurs lorsqu'il s'agit des valeurs moyennes et grandes de précipitations (> 50mm/mois), cependant la stations d'El Touaibia enregistre le plus grand nombre de valeurs lorsqu'il s'agit des petites valeurs mensuelles de précipitations (<40mm/mois).
- Cette différence peut significative, peut être due au positionnement des deux stations.

Les données de précipitations observées pour les deux stations sont résumées dans le tableau descriptif suivante :

Tableau II-6 : Tableau descriptif des données de précipitations observées

/	Précipitation Touaibia	Précipitation Rouina
Nombre d'observation	508	508
Moyenne	25,383	29,602
Écart-type	25,604	30,708
Minimum	0,000	0,000
25%	3,975	2,300
50%	18,350	21,000
75%	40,450	48,250
Maximum	130,800	152,000

II.3.3.2 Température

Les données de température dont on dispose, ont un pas de temps mensuelle et ont déjà été traité au préalable, les figures suivantes illustrent la distribution des valeurs ainsi que leurs évolutions dans le temps.

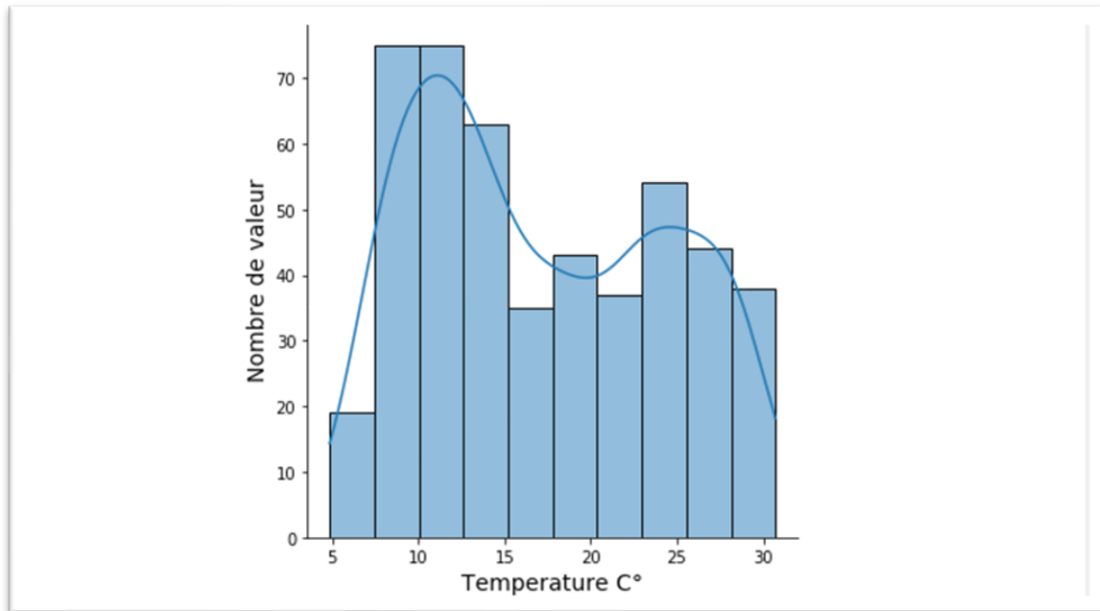


Figure II-21 : Distribution statistique des valeurs de température en C°.

- Les valeurs de température entre 7 C° et 15 C° sont les plus enregistrées dans cette zone, et cela concorde parfaitement avec les points (3) et (4) du GCM NASA-GISS.
- On constate aussi que les valeurs relativement élevées de températures (>25C°) sont enregistrées plus que les valeurs moyennes (entre 15C° et 25C°).

La figure suivante illustre l'évolution de la température dans le temps :

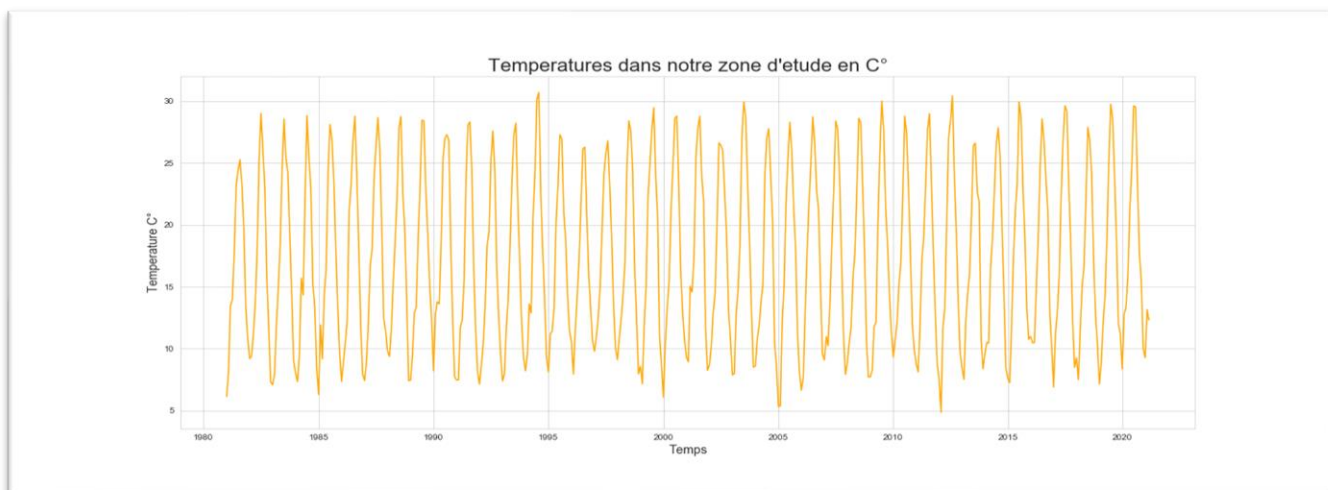


Figure II-22 : Evolution de la température dans la zone d'étude en C°.

- Cette figure montre davantage la consistance de cette série de données et sa fiabilité comme données observées.

Nos données de température observées pour les deux stations sont résumées dans le tableau descriptif suivante :

Tableau II-7 : Tableau descriptif des données de température observées.

/	Température observée
Nombre d'observation	408
Moyenne	17,10505692
Écart-type	7,073809755
Minimum	4,84433
25%	10,9597775
50%	15,797989
75%	23,380699
Maximum	30,718689

II.3.3.3 Débits

L'ANRH nous fournit les données de débits mesurés dans Oued Zeddine dans le bassin versant concerné par notre étude. La figure ci-dessous illustrent l'évolution du débit pour la période dont la donnée est disponible.

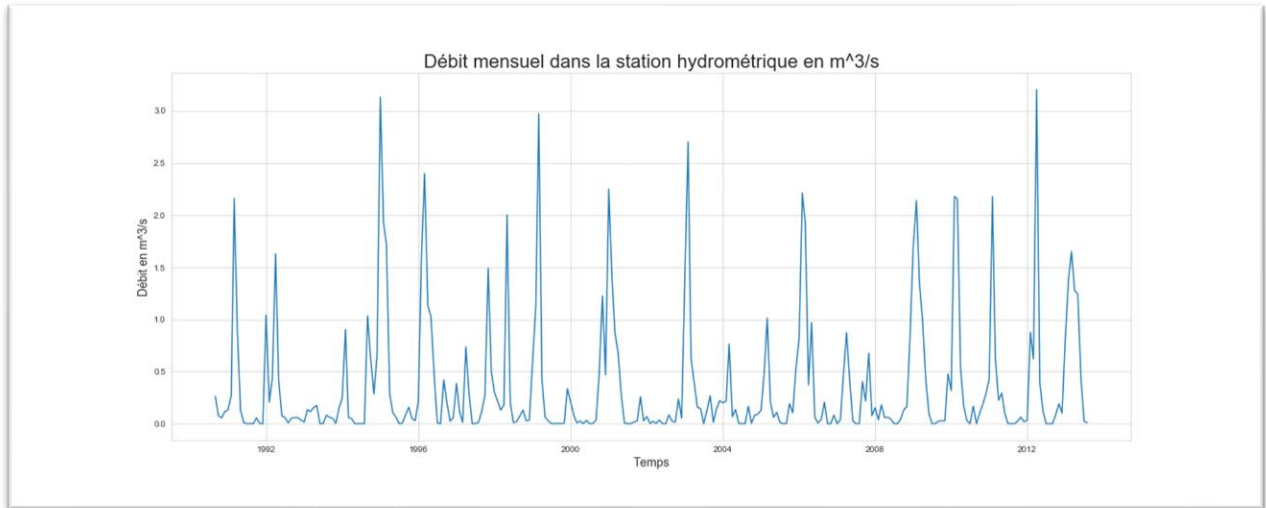


Figure II-23 : Débits observés à Oued Zeddine en m^3/s .

- Cette figure représente les débits mensuels enregistrés dans la station hydrométrique, ou on pourra facilement constater la faible ampleur de ce débit, ce qui indique la dimension minuscule de cet Oued.
- Malgré sa petite dimension, cet Oued alimente le barrage de OULED MELLOUK. L'étude du changement de ce débit pour des différentes précipitations et températures permet de quantifier le changement dans le régime d'alimentation de ce barrage, et donc l'impact de ces changements « climatiques » sur la ressource en eau dans cette région.

II.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé les principales caractéristiques hydrologiques et climatologiques du bassin versant d'Oued Zeddine, soumis à un climat semi-aride et un régime hydrologique très irrégulier.

Ensuite, on a présenté les données observées recueillies auprès de l'ANRH, Les données GCM de l'institution NASA GISS, et enfin les données de réanalyses de ERA5, qui seront utilisées dans la désagrégation statistique à partir des modèles de régression.

Chapitre III.
Méthodes et techniques

III.1 Introduction

Les modèles de circulation globaux (GCM) sont des outils de prévision précieux mais ils ne prennent pas compte de l'hétérogénéité à petite échelle de la variabilité et du changement climatique, et ce en raison de leur résolution grossière. De nombreux éléments du paysage, tels que les montagnes, les plans d'eau, les infrastructures, les caractéristiques de la couverture terrestre et les composantes du système climatique, comme les nuages convectifs et les brises côtières, ont des échelles beaucoup plus fines. Ces hétérogénéités sont importantes pour les décideurs qui ont besoin d'informations sur les impacts potentiels sur différents secteurs de la production agricole, l'hydrologie, la distribution des espèces, etc.

La précision des modèles climatiques globaux (GCM), diminue avec l'augmentation de l'échelle spatiale et temporelle. La réduction d'échelle est l'une des approches les plus utilisées pour interpoler à l'échelle locale requise par les sorties des GCM (Wang et al. 2004).

III.2 Techniques de Désagrégation « Downscaling »

Afin de combler le fossé qui existe entre ce que les GCM fournissent comme données brutes à grande échelle (allant de 100km à 250km, parfois même 500km) et ce dont la société, les entreprises et les parties prenantes ont besoin pour prendre des décisions, diverses méthodes ont été mises au point. L'obtention d'informations climatiques à échelle fine repose sur l'hypothèse que le climat local est conditionné par les interactions entre les caractéristiques atmosphériques à grande échelle (circulation, température, humidité, etc.) et les caractéristiques locales (masses d'eau, chaînes de montagnes, propriétés de la surface terrestre, etc.) Il est possible de modéliser ces interactions et d'établir des relations entre le climat local actuel et les conditions atmosphériques grâce au processus de désagrégation (« Center for International Earth Science Information Network (CIESIN) » 2014).

La réduction d'échelle, ou désagrégation (downscaling en anglais), est un terme adopté ces dernières années pour décrire un ensemble de techniques qui relient les variables climatiques à l'échelle locale et régionale au forçage atmosphérique à plus grande échelle. D'un point de vue conceptuel, il s'agit d'une évolution directe des techniques plus traditionnelles de la climatologie synoptique. Toutefois, l'approche de la réduction d'échelle a été développée spécifiquement pour répondre aux besoins actuels de la recherche sur les changements environnementaux mondiaux et au besoin d'informations temporelles et spatiales plus détaillées provenant des modèles climatiques globaux (GCM), la Figure III-1 représente visuellement le concept de réduction d'échelle.

Il existe deux catégories générales de techniques de désagrégation: les techniques basées sur des processus et axées sur des modèles imbriqués, appelées désagrégation dynamique « dynamic downscaling », et les techniques empiriques utilisant une forme ou une autre de fonction de transfert entre les échelles, appelées désagrégation statistique « statistical downscaling » (Hewitson et Crane 1996).

Si, à long terme, les modèles dynamiques sont les plus prometteurs pour l'analyse à l'échelle régionale, cette approche est encore en développement, et nécessite des données climatiques de surface détaillées et dépend de la disponibilité d'ordinateurs haut de gamme. À l'inverse, les relations statistiques offrent une solution plus immédiate et des exigences informatiques nettement moins élevées, offrant ainsi une approche qui peut être rapidement adoptée par une plus large communauté de scientifiques (Hewitson et Crane 1996).

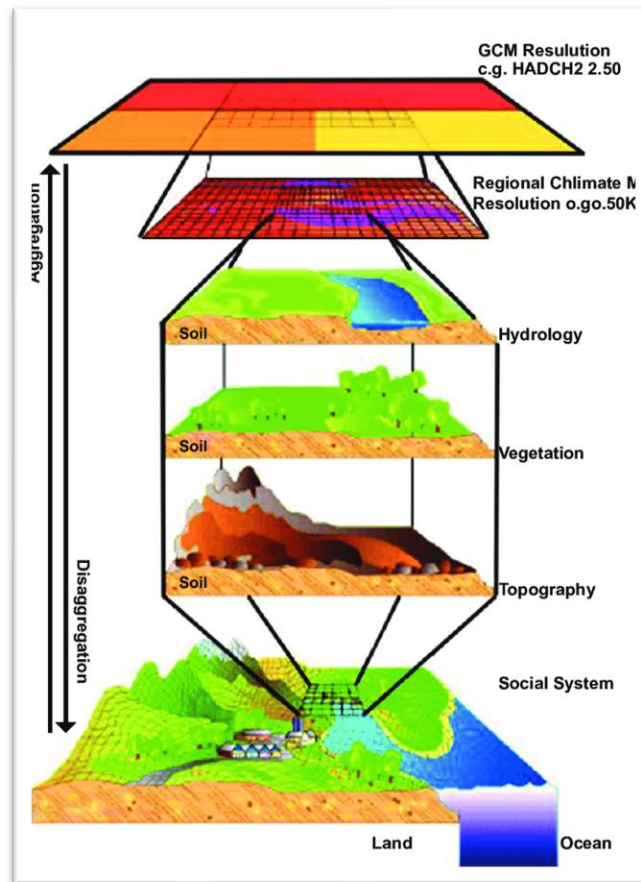


Figure III-1 : Représentation visuelle du concept de réduction d'échelle, (sources : <https://www.researchgate.net>, viner,2012).

III.2.1 Désagrégation dynamique (dynamical downscaling)

La désagrégation dynamique repose sur l'utilisation d'un modèle climatique régional (RCM), similaire à un GCM dans ses principes mais avec une haute résolution. Les RCM reprennent les informations atmosphériques à grande échelle fournies par les sorties des GCM aux frontières latérales et incorporent une topographie plus complexe, le contraste terre-mer, les hétérogénéités de surface et des descriptions détaillées des processus physiques afin de générer des informations climatiques réalistes à une résolution spatiale d'environ 20 à 50 kilomètres.

De nombreuses études ont démontré que les RCM peuvent simuler de manière réaliste des caractéristiques climatiques régionales telles que les précipitations orographiques (Leung et Ghan 1998), les événements climatiques extrêmes (Wang et al. 2003), les variations saisonnières et diurnes des précipitations dans différents régimes climatiques (Zhang, Zheng, et Xue 2003). Lorsqu'ils sont utilisés comme outil de réduction d'échelle dynamique, les RCM qui

sont pilotés par des conditions aux limites fournies par les GCM, sont généralement utilisées pour l'évaluation des impacts ou la gestion des ressources (Wang et al. 2004)

III.2.2 Désagrégation statistique (Statistical downscaling)

La désagrégation statistique implique l'établissement de relations empiriques entre les variables atmosphériques historiques et/ou actuelles à grande échelle et les variables climatiques locales. Une fois qu'une relation a été déterminée et validée, les futures variables atmosphériques que les GCM projettent sont utilisées pour prévoir les futures variables climatiques locales.

La réduction d'échelle statistique peut produire des projections climatiques spécifiques à un site, ce que les RCM ne peuvent pas fournir puisqu'ils sont limités, sur le plan informatique, à une résolution spatiale de 20 à 50 kilomètres. Cependant, cette approche repose sur l'hypothèse critique que la relation entre la circulation à grande échelle actuelle et le climat local reste valable dans différentes conditions de forçage des climats futurs possibles (Zorita et Storch 1999) ce qui signifie qu'on ne sait pas si les relations statistiques actuelles entre les variables à grande échelle et les variables régionales seront maintenues dans le système climatique futur.

La variable hydrologique à prévoir est appelée prédicand et les variables climatiques utilisées en entrée du modèle sont appelées prédicteurs (Wigley et al. 1990)

Les techniques de désagrégation statistique se divisent en trois grandes catégories :

- 1) Weather generators techniques.
- 2) Weather typing/weather classification techniques.
- 3) Transfer functions (fonction de transfert).

III.2.2.1 Weather generators

Ces méthodes statistiques sont généralement utilisées pour la désagrégation temporelle. Par exemple, elles sont utilisées pour générer des séquences quotidiennes de variables météorologiques (précipitations, températures maximales et minimales, humidité, etc.) qui correspondent à des moyennes ou des quantités mensuelles ou annuelles. La réduction d'échelle temporelle est nécessaire pour certains modèles d'impact qui exigent des données spatiales locales à une résolution quotidienne, ce que les GCM ne peuvent pas fournir de manière fiable.

Les générateurs météorologiques sont gourmands en données, nécessitent de longues séquences de données quotidiennes et sont sensibles aux données manquantes ou erronées dans l'ensemble d'étalonnage (« Center for International Earth Science Information Network (CIESIN) » 2014)

III.2.2.2 Weather typing/weather classification techniques

La variable locale est prédite sur la base des " États " atmosphériques à grande échelle. Ces états peuvent être des modèles météorologiques identifiables et synchronisés ou des systèmes complexes et dissimulés. L'état atmosphérique futur, simulé par un GCM, est mis en

correspondance avec son état atmosphérique historique le plus similaire. L'état atmosphérique historique sélectionné correspond alors à une valeur ou à une classe de valeurs de la variable locale, qui sont ensuite reproduites dans l'état atmosphérique futur. (« Center for International Earth Science Information Network (CIESIN) » 2014)

III.2.2.3 Fonction de transfert

L'une des façons les plus courantes de réduire l'échelle des projections futures des GCM à un point d'intérêt (ou une station) est l'utilisation des fonctions de transfert, qui est une méthode de désagrégation basée sur la régression.

La méthode des fonctions de transfert repose sur une relation quantitative directe entre la variable climatique à l'échelle locale (prédicte) et les variables contenant les informations climatiques à grande échelle (prédicteurs) par le biais d'une certaine forme de régression. Les différents schémas de désagrégation diffèrent en fonction du choix de la fonction de transfert mathématique, des variables prédicteurs ou de la procédure d'ajustement statistique. À ce jour, la régression linéaire et non linéaire, le réseau neuronal artificiel (ANN), la corrélation canonique, etc. ont été utilisés pour dériver la relation prédicteur-prédicte. Parmi elles, les techniques de désagrégation basées sur les ANN ont été largement reconnues en raison de leur capacité à saisir les relations non linéaires entre les prédicteurs et les prédicte. La principale force de la désagrégation par fonction de transfert est sa relative facilité d'application (Suryanarayana et Mistry 2016)

III.2.3 Étude utilisant les fonctions de transfert pour la désagrégation statistique

Les fonctions de transfert étant la technique la moins gourmande en ressources, sont largement utilisées par la communauté des chercheurs car elles permettent d'établir une relation forte et précise entre les GCM et les informations au niveau local.

- L'étude de E. Hertig and J. Jacobeit en 2008 sur Évaluations des changements des précipitations méditerranéennes pour le 21e siècle, ont utilisé plusieurs variables de sept simulations différentes du GCM : AOGCM, en utilisant deux techniques désagrégation statistique : régression multiple, et analyse de corrélation canonique. Les résultats varient en fonction des variables utilisées dans le modèle, ce qui montre l'importance du choix des variables. (Hertig et Jacobeit 2008).
- Dans l'étude de Hua Chan et al. en 2012, une évaluation et une comparaison des différences dans les simulations du bilan hydrique résultant de l'utilisation de différentes techniques de réduction d'échelle, des GCM et des modèles hydrologiques sont effectuées dans le bassin supérieur de Hanjiang en Chine. L'étude comprend les étapes suivantes :

- Les données de réanalyse NCEP/NCAR pour la période 1961-2000 qui sont utilisées pour calibrer et valider les techniques de désagrégation statistique, SSVM (Smooth Support Vector Machine) et SDSM (Statistical Downscaling Model).
- Les scénarios d'émission A2 du CGCM3 et HadCM3 pour la même période sont utilisés comme entrée des modèles de réduction d'échelle statistique
- Les scénarios climatiques à échelle locale réduits sont ensuite utilisés comme entrée des modèles hydrologiques Xin-anjiang et HBV.

Les résultats montrent que :

- Pour le même GCM, les écoulements simulés varient considérablement lorsque l'on utilise les précipitations fournies par différentes techniques de réduction d'échelle statistique comme données d'entrée des modèles hydrologiques.
 - Bien que les statistiques les plus largement utilisées dans la littérature pour l'évaluation des méthodes de désagrégation statistique montrent que SDSM a de meilleures performances que SSVM dans la réduction d'échelle des précipitations, à l'exception de l'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSC) et du rapport entre l'erreur quadratique moyenne et l'écart type des observations (RSR), l'efficacité de la simulation de l'écoulement déterminée par les précipitations de SDSM est bien inférieure à celle de SSVM.
 - En comparant différentes statistiques dans la simulation des précipitations et du ruissellement, on peut conclure que la NSC et le RSR entre les précipitations simulées et observées peuvent être utilisés comme statistiques clés pour évaluer les performances des modèles de désagrégation statistique lorsque des scénarios de précipitations à échelle réduite sont utilisés comme entrée pour les modèles hydrologiques.
- L'étude de Jeong et al en 2012 au Canada compare trois modèles linéaires et un modèle non linéaire, plus précisément la régression linéaire multiple (MLR) avec estimations des moindres carrés ordinaires (MCO), la régression robuste, la régression de crête et les réseaux neuronaux artificiels (ANN), afin de déterminer une fonction de transfert appropriée dans les modèles de désagrégation statistique (RE) et ce pour les températures maximales et minimales quotidiennes et l'occurrence ainsi que les quantités de précipitations quotidiennes.
 Cette comparaison a été effectuée sur vingt-cinq sites d'observation situés dans cinq provinces canadiennes différentes (Colombie-Britannique, Saskatchewan, Manitoba, Ontario et Québec). Pour chaque cas de réduction d'échelle, des modèles annuels et mensuels ont été développés et analysés, le MLR et ANN ont donné de meilleures performances dans ce cas, comparé à la régression robuste et la régression de crête et ce selon le critère d'information d'Akaike modifié (AICu) et RMSE.(Jeong et al. 2012)
 - L'étude de Laddimath et Patil en 2019 sur l'utilisation du réseau de neurone artificiel pour le downscaling. Le GCM le CanCM4 développé par le Centre canadien de modélisation et d'analyse du climat, a été choisi en fonction du score de compétence. Il fournit des données historiques de 1971 à 2005 ainsi que des données composées de

simulations futures par des scénarios d'émissions RCP4.5 de 2006 à 2035. Les données ont été extraites pour couvrir l'ensemble du bassin de Bhima (en Inde) avec neuf points de grille. Les données météorologiques observées fournies par le Département Météorologique Indien (IMD) sont utilisées pour la calibration et la validation du modèle ANN. Le coefficient de Karl Pearson est pris comme ligne directrice pour tester la sensibilité des prédicteurs. Pour évaluer la performance du modèle de réduction d'échelle, le coefficient de Nash-Sutcliffe et les indices de performance de l'erreur quadratique moyenne ont été adoptés. Avec la bonne corrélation entre le prédicteur et le prédicand, le travail se poursuit en étudiant l'application de la fonction de transfert sous la forme d'une désagrégation statistique. Les résultats de la réduction d'échelle peuvent être appliqués à la gestion des bassins versants, comme les études de gestion des inondations et des sécheresses du bassin de Bhima (Laddimath et Patil 2019).

- L'article de Chuddharth et al, fais-en 2019 sur la projection des précipitations dans le bassin de la rivière Yamuna, en Inde, à l'aide d'une désagrégation statistique, présente une stratégie de construction d'un modèle de réduction d'échelle utilisant le réseau neuronal artificiel (ANN) pour obtenir une projection des précipitations moyennes mensuelles (MMP) à l'échelle du bassin fluvial. Les données de réanalyse des National Centers for Environmental Prediction (NCEP) ont été appliquées au modèle pour la calibration et la validation pour la période allant de janvier 1971 à décembre 2005. De même, le scénario RCP 4.5 du CanCM4 a été utilisé pour la projection future jusqu'en décembre 2035. Le modèle développé montre une valeur du coefficient de détermination de 0,988 pour la calibration et de 0,883 pour la validation. (Chaudhary, Agarwal, et Nakamura 2019)
- L'étude de Jimenez et al. en 2020 a pour objectif d'explorer une grande base de données de variables prédictives afin d'obtenir les meilleures performances d'un modèle statistique de réduction d'échelle en utilisant SVR (support vector regression) pour prévoir les précipitations et les températures futures. Les données des modèles climatiques régionaux de l'Equateur et les informations de trois stations météorologiques ont été utilisées pour appliquer cette approche dans le sous-bassin de la rivière Tomebamba, situé dans le sud de la région andine équatorienne. Les résultats montrent que le modèle de désagrégation a une meilleure performance avec les moyennes climatiques. Les extrêmes de précipitations ne sont pas bien estimés, mais le modèle a un comportement efficace avec les valeurs extrêmes de température (Jimenez et al. 2020)
- Dans l'article de Nourani et al. en 2019, un réseau neuronal artificiel (ANN) a été utilisé pour réduire statistiquement les sorties des modèles de circulation générale (GCM) afin d'évaluer les changements futurs des précipitations et de la température moyenne dans la station synoptique de Tabriz au nord-ouest de l'Iran. Parmi un grand nombre de prédicteurs potentiels, les méthodes de sélection des prédicteurs, notamment l'arbre de décision, l'information mutuelle (IM) et le coefficient de corrélation (CC), ont été utilisées pour réduire statistiquement les précipitations et les températures mensuelles

moyennes. Trois GCM ont été utilisés, dont Can-ESM2 et BNU-ESM issus des modèles AR5 du GIEC et CGCM3 issu des modèles AR4 du GIEC. Les résultats de la réduction d'échelle pour la période de base (1951-2000) ont indiqué que parmi les méthodes d'extraction de caractéristiques, l'arbre de décision était supérieur aux techniques MI et CC. Par conséquent, la projection future des précipitations et de la température moyenne au cours de la période 2020-2060 a été mise en œuvre à l'aide de la simulation ANN selon le modèle de désagrégation le plus efficace (c'est-à-dire la calibration basée sur l'arbre de décision). Des résultats différents selon les différents GCM et scénarios ont été obtenus pour la projection des précipitations. (Nourani et al. 2019)

III.3 Correction de biais

Les sorties des modèles climatiques globaux (GCM) et régionaux (RCM) présenteraient des biais systématiques par rapport aux observations provenant de différentes sources, telles que des erreurs de paramétrage de la convection et de l'orographie non résolue à fine échelle, une variabilité irréaliste à grande échelle et une variabilité interne imprévisible différente des observations (Cannon, Sobie, et Murdock 2015).

Les sorties simulées à partir des modèles sont statistiquement différentes par rapport aux observations. Pour effectuer une désagrégation statistique, ce biais doit être corrigé. Un certain nombre de méthodes de correction du biais ont été développées pour ajuster la moyenne, la variance et le moment supérieur des distributions ainsi que tous les quantiles tel que la méthode delta, quantile mapping...etc.

Il convient de noter que les sorties du GCM concernent deux périodes distinctes, à savoir la période de base et la période future. Une période de base indique une durée de simulation qui tient compte des conditions climatiques observées, tandis qu'une période future présente la durée de simulation qui tient compte des forçages climatiques. Par conséquent, les sorties des GCM futurs sont généralement des données ciblées pour la correction des biais avec la comparaison entre les statistiques des sorties des GCM de base et les observations.

III.4 Approches et techniques

Pour cette étude les fonctions de transferts sont choisies pour réaliser la désagrégation statistique.

Les techniques de fonction de transfert utilisent des relations statistiques linéaires ou non linéaires entre les variables locales observées et les variables de sortie du GCM.

On notera que les scénarios issus des GCM ne tiennent pas compte des conditions météorologiques réelles du passé. Les techniques de fonction de transfert sont appliquées directement entre les données GCM et observées pour certaine variable (comme la température), mais peuvent ne pas convenir pour d'autre variable (par exemple, les précipitations).

Lorsque la donnée observée est indisponible, ou une faible relation est trouvée entre les variables observées et GCM, cette technique nécessite l'intervention d'un ensemble de données

de réanalyse dans lequel les observations et un GCM sont combinés pour générer une estimation synthétisée de l'état du système.(Lee et Singh 2018)

Donc trois ensembles de données différents doivent être acquis pour la désagrégation statistique par régression (Voir chapitre 02) :

- 1) Les données d'observation des variables d'intérêt (prédicand)
- 2) Les données de réanalyse des variables prédicteurs
- 3) Les résultats des GCM pour les variables prédicteurs.

III.4.1 Modèle de régression

Un modèle mathématique est par définition Un type de modèle scientifique qui emploie un formalisme mathématique pour exprimer des relations, des prédictions, des variables, des paramètres, des entités et des relations entre des variables et/ou des entités ou opérations. Ces modèles servent à analyser les comportements de systèmes complexes dans des situations difficiles à observer dans la réalité.

Le modèle de régression utilisé pour la désagrégation est Gradient Boosting qui est l'une des techniques les plus puissantes pour construire des modèles prédictifs (Brownlee 2016).

III.4.1.1 Gradient Boosting

L'idée du boosting est née de l'idée de savoir si un apprenant faible peut être modifié pour devenir meilleur. Le BOOSTING est une technique ensembliste qui consiste à agréger des classifieurs (modèles) élaborés séquentiellement sur un échantillon d'apprentissage dont les poids des individus sont corrigés au fur et à mesure (Figure 32).

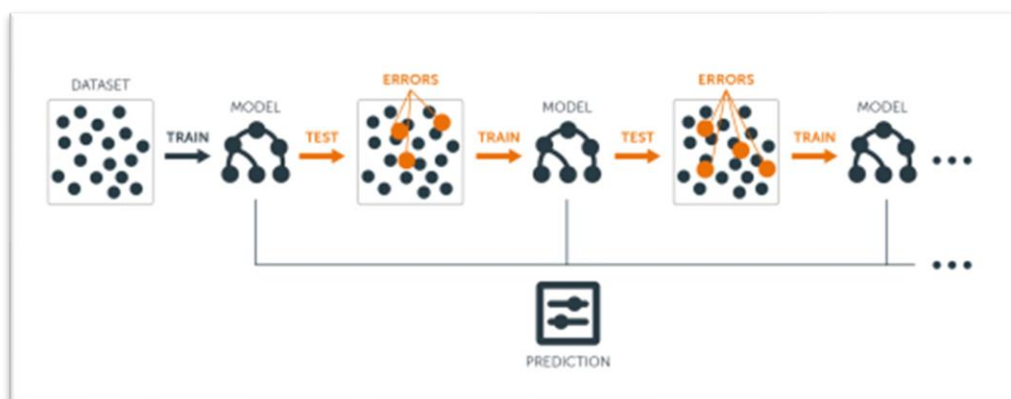


Figure III-2 : Principe de gardient boosting (source : ichi.pro).

Pour construire un modèle fort, nous commençons avec un modèle dit "constant" $f = f_0$, généré en utilisant l'algorithme des forêts aléatoire :

$$f = f_0(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (\text{III} - 1)$$

Puis on calcule la différence entre la valeur réelle et estimée, et on affecte le résultat à une autre variable appelée résidus :

$$y_i \leftarrow y_i - f(x_i) \quad (\text{III} - 2)$$

La prochaine étape est de construire un autre modèle f_1 en utilisant le résidu comme sortie :

$$f = f_0 + \alpha f_1 \quad (\text{III} - 3)$$

Puis on recalcule les résidus du modèle f_1 , et on les réutilise pour construire un autre modèle f_2 . On réitère le processus jusqu'à ce que les arbres de chaque modèle se combinent.

En calculant les résidus, nous estimons la sortie ou la variable à modéliser de chaque exemple d'entraînement, dans quelle mesure elle est prédite par le modèle f . Nous formons ensuite un autre arbre pour corriger les erreurs du modèle actuel et ajoutons ce nouvel arbre au modèle existant avec un certain poids.

Par conséquent, chaque arbre supplémentaire ajouté au modèle corrige partiellement les erreurs commises par les arbres précédents jusqu'à ce que le nombre maximum d'arbres soit combinés.

Les trois principaux hyperparamètres sont le nombre d'arbres, le taux d'apprentissage et la profondeur des arbres. La profondeur des arbres influe également sur la vitesse d'entraînement et de prédiction.

On peut montrer que la formation sur les résidus optimise le modèle global f pour le critère d'erreur quadratique moyenne. La différence avec le bagging est que le boosting réduit le biais (ou sous-ajustement) au lieu de la variance, et cela peut conduire à un sur-apprentissage, cependant, en optimisant la profondeur et le nombre d'arbres, cela peut être largement évité (BENNACEUR 2019).

III.4.1.2 La bibliothèque XGBoost

XGBoost est l'un des algorithmes d'apprentissage automatique les plus populaires de nos jours. Quel que soit le type de tâche de prédiction à accomplir, régression ou classification.

XGBoost est bien connu pour fournir de meilleures solutions que les autres algorithmes d'apprentissage automatique. En fait, depuis sa création, il est devenu l'algorithme d'apprentissage automatique "de pointe" pour traiter les données structurées.

C'est une bibliothèque logicielle open source permettant de mettre en œuvre des méthodes de Gradient boosting en R, Python et Julia.

XGBOOST est très populaire pour les raisons suivantes :

- **Vitesse et performances** : écrit à l'origine en C++, il est comparativement plus rapide que les autres classificateurs d'ensemble.

- **L'algorithme de base est parallélisable** : L'algorithme de base de XGBoost étant parallélisable, il peut exploiter la puissance des ordinateurs multi-cœurs. Il est également parallélisable sur des GPU et sur des réseaux d'ordinateurs, ce qui rend possible l'entraînement sur de très grands ensembles de données.
- **Surpasse constamment les autres méthodes algorithmiques** : il a montré de meilleures performances sur une variété d'ensembles de données d'apprentissage automatique.
- **Grande variété de paramètres de réglage** : XGBoost dispose en interne de paramètres pour la validation croisée, la régularisation, les fonctions objectives définies par l'utilisateur, les valeurs manquantes, les paramètres de l'arbre, l'API compatible avec Scikit-learn, etc.

XGBoost (Extreme Gradient Boosting) appartient à une famille d'algorithmes de boosting et utilise le cadre du gradient boosting (GBM) à son cœur. Il s'agit d'une bibliothèque distribuée optimisée de boosting de gradient.

Il existe une multitude de paramètres de réglage pour les apprenants basés sur les arbres dans XGBoost et vous pouvez tout lire à leur sujet. Mais les plus courants que vous devez connaître sont les suivants :

- `learning_rate` : réduction de la taille de l'étape utilisée pour éviter l'overfitting. La plage est $[0,1]$.
- `max_depth` : détermine la profondeur à laquelle chaque arbre est autorisé à croître pendant un tour de boosting.
- `subsample` : pourcentage d'échantillons utilisés par arbre. Une valeur faible peut conduire à un sous-ajustement.
- `colsample_bytree` : pourcentage de caractéristiques utilisées par arbre. Une valeur élevée peut conduire à un surajustement.
- `n_estimators` : nombre d'arbres à construire.
- `Objective` : détermine la fonction de perte à utiliser comme `reg:linear` pour les problèmes de régression, `reg:logistic` pour les problèmes de classification avec seulement décision, `binary:logistic` pour les problèmes de classification avec probabilité.

III.4.2 Approche adoptée pour la variable température

On utilisera les données historiques et futures d'un seul GCM pour la variable température uniquement. La donnée est extraite au niveau des quatre points les plus proches de notre bassin versant, avec un pas de temps mensuel.

On utilisera QM (Quantile mapping) pour corriger le biais des données GCM avant de les utiliser comme variable prédicteur (X).

La donnée observée à partir de la station pluviométrique est utilisée comme prédictand (Y).

Pour calibrer le modèle de régression, le jeu de données (variable GCM historique et réanalyses) est divisé en deux parties, 70% des données sont destinées à l'entraînement du modèle de régression, et les 30% restant pour la validation du modèle. Ensuite, Les données futures du GCM sont introduites dans le modèle de régression ajusté pour obtenir une estimation des projections futures de la température ($Y_{futur} = f(X_{futur})$) (Figure 33)

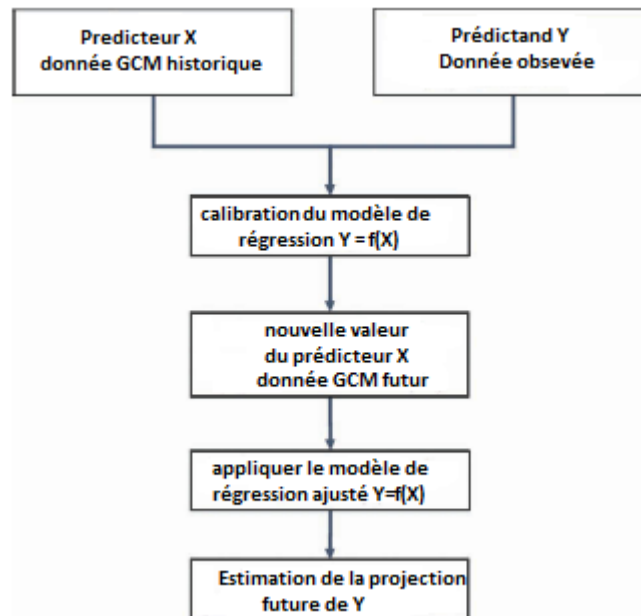


Figure III-3 : Procédure de désagrégation pour la variable température

III.4.3 Approches adoptées pour la variable précipitation

III.4.3.1 Première approche

On utilisera les données historiques et futures d'un seul GCM pour la variable précipitation uniquement.

La donnée est extraite au niveau des quatre points les plus proches de notre bassin versant, avec un pas de temps mensuel.

Comme prédicteur Y on utilisera la donnée observée à partir des stations pluviométriques présentes dans le bassin versant.

Pour calibrer le modèle de régression, le jeu de données (variable GCM historique et données observées) est divisé en deux parties, 70% des données sont destinées à l'entraînement du modèle de régression, et les 30% restant pour la validation du modèle. Ensuite, Les variables futures de précipitation du GCM sont introduites dans le modèle de régression ajusté pour obtenir une estimation des projections futures de la Précipitation ($Y_{futur} = f(X_{futur})$)

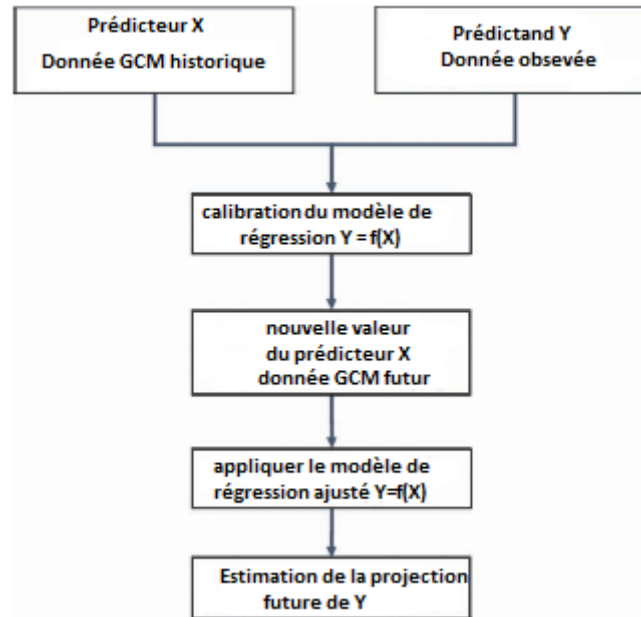


Figure III-4 : Procédure de désagrégation pour la variable température

III.4.3.2 Deuxième approche

L'étude de (Lee et Singh 2018) suggère que dans le cas où on trouve une faible relation statistique entre les prédicteurs et le prédicteur, on fait intervenir les données de réanalyse.

Ces données de réanalyse sont essentielles, car celles-ci utilisent la relation statistique entre les observations et les variables climatiques dans les sorties des GCM. Une sortie de GCM ordinaire ne simule pas les conditions réelles passées des variables atmosphériques, mais seulement des conditions virtuelles en fonction des restrictions des paramètres du GCM, comme le doublement du CO₂. Par conséquent, dans la désagrégation statistique, la relation entre une variable locale cible et les variables de sortie du GCM peut être établie par l'observation d'une variable locale et les données de réanalyse des variables atmosphériques. Ensuite, les sorties des GCM sont utilisées pour prévoir les conditions futures de la variable locale en remplaçant les données de réanalyse par les sorties des GCM (Lee et Singh 2018).

On ajuste un modèle de régression à la variable observée (Y) et aux variables prédicteurs (X) de l'ensemble de données de réanalyse. Ensuite on applique les variables prédictives des sorties du GCM futur au modèle de régression ajusté de l'étape au lieu de celles de l'ensemble de données de réanalyse. Obtenir la projection future de la variable observée ($Y_{futur} = f(X_{futur})$)

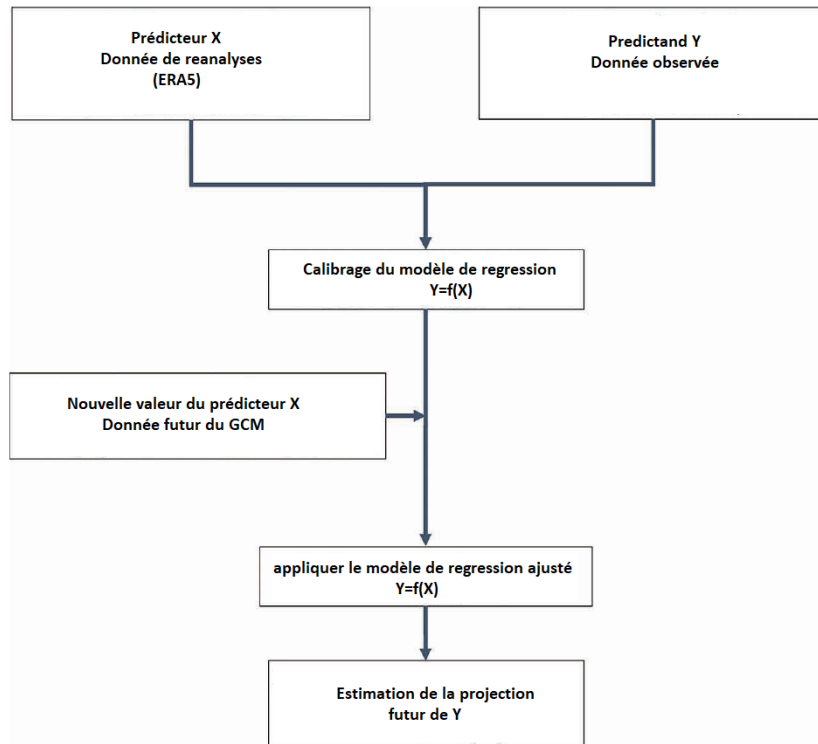


Figure III-5 : Procédure de désagrégation pour la précipitation avec les données de réanalyses.

III.4.3.3 Troisième approche

On utilisera les données historiques et futures GCM avec toutes ses variables (Précipitation, humidité relative, Température, Vitesse du vent ...).

La donnée est extraite au niveau des quatre points les plus proches de notre bassin versant pour un GCM, avec un pas de temps mensuel. Ces variables GCM seront ensuite sélectionnées en fonction du critères suivants :

- Coefficient de corrélation, pour déterminer quelle sont les variables qui ont une forte corrélation avec la précipitation observée.

On utilisera la donnée observée des stations pluviométriques présentes dans le bassin versant Comme prédictand Y.

Pour calibrer le modèle de régression, les variables GCM historiques sélectionnées et données observées seront divisées en deux partie, 80% des données sont destinées à l'entraînement du modèle de régression, et les 20% restant pour la validation du modèle. Ensuite, Les variables futures du GCM sont introduites dans le modèle de régression ajusté pour obtenir une estimation des projections futures de la Précipitation ($Y_{futur} = f(X_{futur})$)

On répètera le même travail pour les autres GCM.

III.5 Critères d'évaluation d'un modèle

Pour évaluer et discuter de la fiabilité et de la performance d'un modèle, plusieurs critères d'évaluation ont été développés, Ils peuvent être utilisés aussi bien en calibration qu'en validation.

Pour établir une comparaison entre les simulations et les observations, aussi pour hiérarchiser des simulations qui ont l'air équivalentes. Beaucoup de critères objectifs mathématiques existent pour évaluer la distance entre les observations et la simulation.

La performance de notre modèle est évaluée par le biais de quatre critères :

1. Le coefficient de détermination (R^2).
2. RSR (Ratio of the root mean square error to the standard deviation of measured).

III.5.1.1 Le coefficient de détermination (R^2)

Défini comme étant la valeur élevée au carré du coefficient de corrélation de Pearson. Donc il estime la dispersion entre la série des observées et des simulées, plus il sera important plus l'accord entre les deux séries de valeurs le sera aussi.

Il nous informe également sur le degré de corrélation entre deux variables à étudier (pour notre cas entre le débit liquide et le débit solide), si sa valeur est égale à « 0 » cela signifie qu'il n'y a aucune corrélation entre les deux variables.

La valeur maximale est de « 1 » et elle représente la valeur optimale. Le R^2 est donné par la relation :

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{t=1}^T (Q_0^t - \overline{Q_0}) * (Q_m^t - \overline{Q_m})}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (Q_0^t - \overline{Q_0})^2} * \sqrt{\sum_{t=1}^T (Q_m^t - \overline{Q_m})^2}} \right)^2 \quad (\text{III} - 4)$$

L'inconvénient du R^2 est qu'il quantifie la dispersion des points "observés-simulés" et ne donne aucune information sur la qualité du modèle, donc même si les valeurs simulées sont sous-estimées ou surestimées mais que leur dispersion est identique à celle des observées, on aura un R^2 proche de « 1 ».

Q_0 : représente les valeurs observées.

Q_m : représente les valeurs simulées.

Q_0^t : représente les valeurs observées à l'instant t.

Q_m^t : représente les valeurs simulées à l'instant t.

$\overline{Q_0}$: La moyenne des valeurs observées.

$\overline{Q_m}$: La moyenne des valeurs simulées.

III.5.1.2 L'erreur quadratique moyenne RMSE

Nous utilisons souvent la mesure de l'erreur quadratique moyenne comme pour mesurer l'écart entre la simulation et l'observation, en donnant notamment une idée de la dispersion entre les deux et cela dans l'unité des variables étudiées. Plus le RMSE sera faible et plus l'écart entre la simulation et les observations sera faible.

Le critère est le suivant :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n_0} \sum_{t=1}^T (Q_m^t - Q_0^t)^2} \quad (\text{III} - 6)$$

Le RMSE est généralement utilisé pour décrire l'erreur statistique. Bien que la valeur minimale du RMSE retienne la performance du modèle, mais des études statistiques (établies par SINGH et al, 2004) l'ont normalisé et ont développé le RSR (ratio of the Root Mean Square Error to the standard deviation of measured). Il est calculé par le rapport entre l'erreur quadratique moyenne et l'écart type des données mesurées comme le montre l'équation :

$$RSR = \frac{RMSE}{STDEV_{OBS}} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n_0} \sum_{t=1}^T (Q_m^t - Q_0^t)^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (Q_0^t - \bar{Q}_0)^2}} \quad (\text{III} - 7)$$

Le RSR varie entre la valeur optimale qui est égale à zéro et un nombre très grand.

III.5.2 Critère de sélection des variables GCM

Pour la sélection des variables GCM significatives, avant de les introduire dans le modèle on se basera sur le critère suivant :

- Coefficient de corrélation (CC)

III.5.2.1 Coefficient de corrélation

Le coefficient de corrélation est la mesure spécifique qui quantifie la force de la relation linéaire entre deux variables d'une analyse de corrélation. Le coefficient est noté R dans un rapport de corrélation, et est donné par la formule suivante :

$$R = \frac{\sum_{t=1}^T (Q_0^t - \bar{Q}_0) * (Q_m^t - \bar{Q}_m)}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (Q_0^t - \bar{Q}_0)^2} * \sqrt{\sum_{t=1}^T (Q_m^t - \bar{Q}_m)^2}} \quad (\text{III} - 8)$$

Pour deux variables, la formule compare la distance de chaque point de donnée depuis la moyenne de la variable et l'utilise pour indiquer dans quelle mesure la relation entre les variables suit une ligne imaginaire tracée sur les données. C'est ce que l'on entend par « les corrélations concernent les relations linéaires » (« Coefficient de corrélation », s. d.).

Le coefficient de corrélation R est une valeur sans unité comprise entre -1 et 1.

Plus R est proche de zéro, plus la relation linéaire est faible.

Les valeurs positives de R indiquent une corrélation positive lorsque les valeurs des deux variables tendent à augmenter ensemble.

Les valeurs négatives de R indiquent une corrélation négative lorsque les valeurs d'une variable tendent à augmenter et que les valeurs de l'autre variable diminuent.

Les valeurs 1 et -1 représentent chacune les corrélations « parfaites », positive et négative respectivement. Deux variables présentant une corrélation parfaite évoluent ensemble à une vitesse fixe. On dit que la relation est linéaire ; reportés dans un nuage de points, tous les points des données peuvent être reliés par une ligne droite. (« Coefficient de corrélation », s. d.)

III.6 Modélisation Hydrologique

En dernière Etape, afin d'évaluer les possibles impacts du changement climatique sur les ressources en eau sur le bassin versant d'Oued Zeddine, nous allons construire un modèle pluie-Débit avec les données historiques et futures obtenues après la désagrégation statistique.

La plupart des modèles hydrologiques ont une structure commune qui est assez simple et est composée de trois parties, entrées-modèle-sortie, le nombre d'entrées est variables et peut être composées de tous types d'entrées mais doivent avoir un lien avec la ou les sorties, le modèle lui peut avoir différentes structures (Oulebsir 2017).

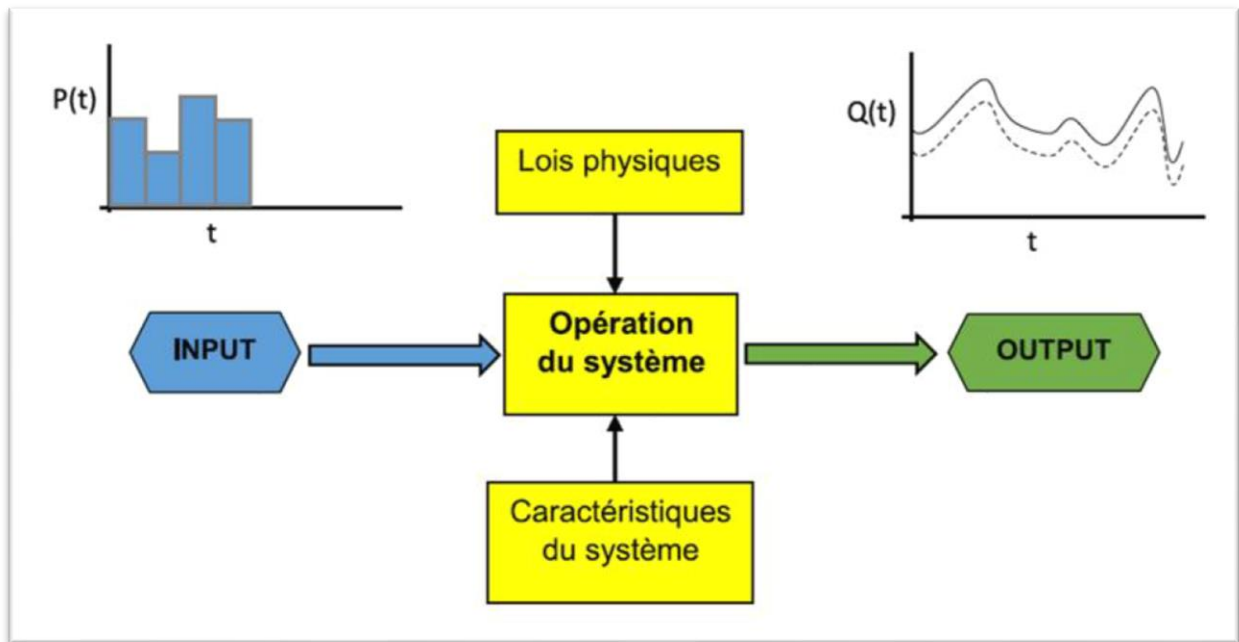


Figure III-6 : Représentation schématique d'un modèle hydrologique(Oulebsir 2017).

Tous modèle hydrologique doit passer par les étapes suivantes :

A. Mise en perception

Cette étape concerne généralement les concepteurs de modèles, elle consiste en l'interprétation des phénomènes qui permettent la transformation de la pluie en débit. Cette étape dépend des connaissances du modélisateur sur les phénomènes étudiés.

B. Etape de conception

Cette étape consiste en la mise en équations des phénomènes perçus dans l'étape précédente, tout cela en utilisant des hypothèses simplificatrices, mais ces hypothèses doivent être assez représentatifs du phénomène étudié et doivent permettre le fonctionnement du modèle. Par fonctionnement on entend qu'il devrait remplir l'objectif fixé par le modélisateur, et non représenter parfaitement la réalité du terrain. Cette étape est souvent limitée par les données disponibles sur le terrain.

C. Etape de mise en procédure

Cette étape consiste en la mise en code des équations du modèle et lancer ce dernier pour obtenir les résultats de la prévision issus du modèle. Il sera néanmoins nécessaire de passer par l'étape de calibration.

D. Etape de calibration

Cette étape est primordiale et permet au modèle de s'ajuster au bassin versant, c'est-à-dire d'essayer de 'copier' le comportement du modèle, en essayant de trouver le meilleur jeu de paramètres qui permettent d'approcher le plus précisément les sorties du modèle. Cette étape peut donner des résultats qui ne sont pas ceux voulues dans le cas où les entrées ou bien les sorties avec lesquelles on compare les résultats du modèle comportent des erreurs.

E. Etape de validation du modèle

Cette étape permet de tester la fiabilité du modèle à pouvoir remplir les objectifs définis par le modélisateur, et cela en testant son pouvoir de prédiction, plus le modèle se rapproche des données observées et plus il est représentatif du bassin versant 'dans la vision du modélisateur'.

Ces étapes peuvent paraître simple à la première pensée, mais la complexité des bassins versant a conduit à la création de plusieurs modèles qui peuvent représenter tous une partie de la réalité des phénomènes physiques, aucun modèle ne représentent efficacement toutes la réalité, c'est comme si les phénomènes hydrologiques étaient un gigantesques puzzle dont chacun des modèles serait une pièces, on pourrait avoir une idée du puzzle à partir de cette pièce mais on ne pourrait pas déduire tous le puzzle à partir de cette simple pièce (Oulebsir 2017).

III.6.1 Données utilisées pour la modélisation hydrologique

Pour le modélisation hydrologique les données et techniques suivantes sont utilisées :

Pour la construction et calage du modèle :

- Comme modèle mathématique on a choisi d'utiliser gradient boosting $Y = f(X)$
- Les données ont été divisées aléatoirement en données d'apprentissage et données de test, et ce avec une proportion de 75%-25%
- Les prédicteurs sont les données observées de Précipitation pour les deux stations pluviométriques situés dans le bassin versant, la température observée ainsi que le décalage des données de précipitations par 3 pas de temps.
- La variable à prédire est le débit mesuré dans la station hydrométrique de Bir Ouled Tahar

Pour la validation du modèle :

- On comparera les sorties du modèle avec les données débits observés en utilisant des métriques numériques et graphiques.
- On Propose un seuil de performance pour approuver le modèle et valider les hypothèses.

Pour la simulation :

- Comme entrée du modèle :
 - La projection des précipitations des deux stations pluviométriques selon les différents scenarios d'émission.
 - La projection de la température suivant les différents scenarios d'émission.
- Les sorties : Débits projetés et sa variation dans le temps.

Chapitre IV.
Résultats et interprétations

IV.1 Introduction

Dans ce chapitre on procèdera à la désagrégation des deux variables, température et précipitation. Et on fera une projection future suivant différents scénarios socioéconomiques, en dernière étape on estimera le débit futur grâce à notre modèle hydrologique ayant les précipitations et la température future comme variable d'entrée.

Pour les projections, on choisira les SSP (shared socioeconomic pathway) suivants :

- SSP2 : qui est un scénario moyen en matière d'atténuation et d'adaptations. Le monde suit une trajectoire dans laquelle les tendances sociales, économiques et technologiques ne s'écartent pas sensiblement des modèles historiques. Le développement et la croissance des revenus se déroulent de manière inégale, certains pays réalisant des progrès relativement importants tandis que d'autres ne répondent pas aux attentes.
- SSP4 : qui est un scénario d'inégalité avec des défis élevés en matière d'adaptation. Ou des investissements très inégaux dans le capital humain, combinés à des disparités croissantes en termes d'opportunités économiques et de pouvoir politique, entraînent une augmentation des inégalités et de la stratification, tant entre les pays qu'au sein de ceux-ci.
- SSP5 : ou le développement sera alimenté par les combustibles fossiles.

Ensuite on choisira Le forçage radiative le plus défavorable pour les 3 scénarios précédents, donc le SSP2 avec un forçage radiatif 4.5 W/m^2 , le SSP4 avec un forçage 6.0 W/m^2 , et le SSP5 avec un forçage 8.5 W/m^2 .

La situation économique de l'Algérie et la manière dont les ressources sont gérées, et avec tous les enjeux géostratégiques dans la région nous a poussé à choisir de faire les projections futures avec ces SSP et selon ces forçages radiatifs élevés.

IV.2 Désagrégation statistique de la température

Les données de température moyenne, mensuelle et historique issue du GCM de l'institution « NASA GISS » extraite pour les 4 points entourant le bassin versant utilisé comme prédicteur (X). Ainsi que les données observées issue de la station de Meliana utilisé comme prédicteur (Y), seront scindées en deux intervalles :

- De 1982 à 2005 : période de calibration du modèle.
- De 2006 à 2014 : période de validation du modèle.

Pour la calibration, l'échantillon sera utilisé à 70% pour l'entraînement du modèle et à 30% pour le test du modèle

IV.2.1 Calibration du modèle

En optimisant notre fonction XGBRegressor pour notre jeu de donnée on trouve les hyper paramètre suivant :

- Le taux d'apprentissage 0.12.
- La profondeur maximale d'un arbre de décision 2.
- Alpha, paramètre de la technique de régularisation L1, qui permet au modèle de ne pas diverger, ou d'être sujet à un sur-apprentissage, 1.
- Le nombre d'estimateurs utilisés, 200.

Les résultats obtenus pour l'**entraînement et du test** sont résumés ci-dessous :

Tableau IV-1 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de température

	Entrainement	Test
R ²	0,96	0,9
MAE	0,84	1,8
RMSE	1,068	2,31
RSR	0,15	0,32

Les critères d'évaluation numérique montrent que la calibration du modèle donne de bons résultats et une bonne combinaison de performances pour les données de l'entraînement et les données du test.

Ces combinaisons étant si bonnes, on constate la présence d'un faible sur-apprentissage « Overfitting » qui n'affectera pas nos résultats par la suite. C'est pour cela que la visualisation graphique des résultats est une étape très importante pour détecter les valeurs aberrantes ou les anomalies.

On trace la courbe de corrélation de la température moyenne simulé en fonction de la température moyenne observé, et on remarque si le nuage de point est bien réparti par rapport à la première bissectrice, alors on peut conclure que notre modèle donne de bons résultats.

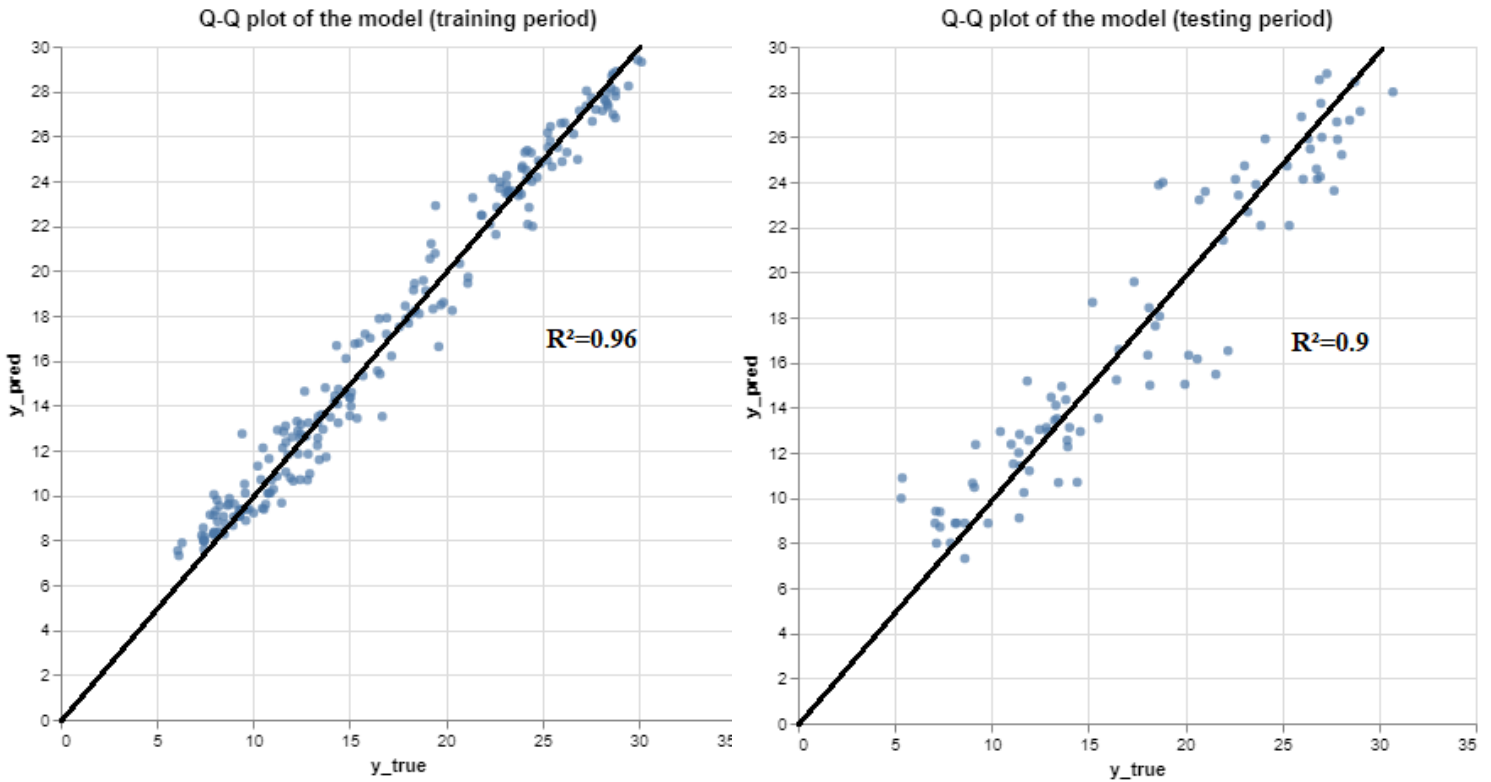


Figure IV-1 : Graphique des quantiles-quantiles pour les valeurs simulées de la température en fonction des valeurs observées pour l'entraînement et le test du modèle

On remarque que le nuage de points est bien reparti sur la première bissectrice ce qui confirme que notre modèle est bien calibré

IV.2.2 Validation du modèle :

On passe maintenant à l'étape de la validation du modèle ou on testera les sorties du modèle par rapport au valeur réel du la température moyenne sur une période allant de 2001 à 2014.

Les résultats sont résumés dans le tableau suivant :

Tableau IV-2 : Résultats de la validation du modèle de température

	Validation
R^2	0,89
MAE	1,691
RMSE	2,24
RSR	0,31

Et on trace la courbe de corrélation de la température moyenne simulée en fonction de la température moyenne observée pour la période de validation.

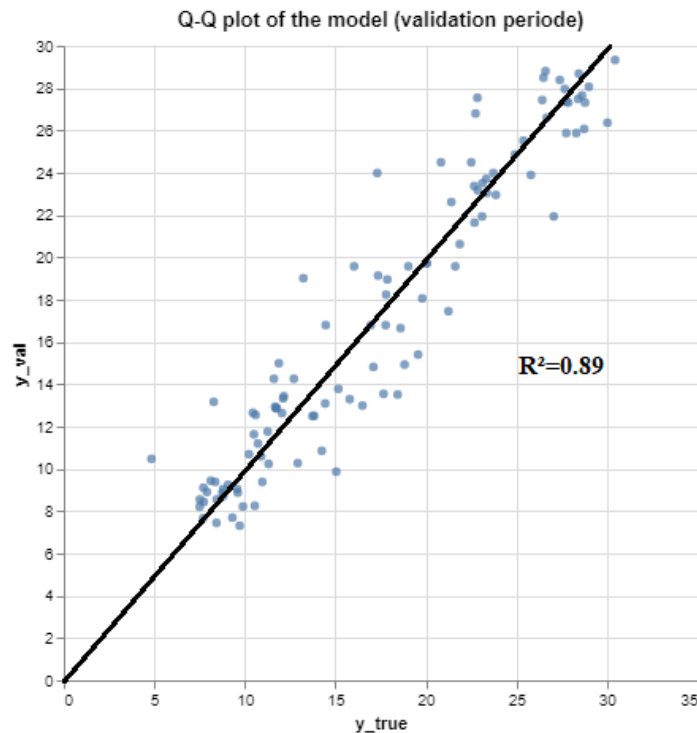


Figure IV-2 : Graphique des quantiles-quantiles pour les valeurs simulées de la température en fonction des valeurs observées pour la validation du modèle

Pour des bonnes performances évaluer grâce au critère numérique et un nuage de point bien repartie selon l'évaluation graphique, on peut valider le modèle pour passer à la prochaine étape des projections futur de la température.

Le modèle de désagrégation de la température à partir des sorties du GCM NASA-GISS est maintenant prêt à être utiliser pour générer des températures futures suivant les différents scénarios.

La correction préalable du biais des GCM future avant de passer à la désagrégation ne devient pas nécessaire, le modèle corrige systématiquement ce biais.

IV.2.3 Projection future

La projection se fera en fonction des même quatre points utilisé pour la validation, avec les scenarios SSP2 4.5 ; SSP4 6.0 et SSP5 8.5.

Les projections seront ensuite classées sous trois catégories, futur proche, futur moyen et futur lointain. On introduit les valeurs prédicteurs issue du GCM dans le modèle déjà calibré et validé.

Les résultats sont représentés dans le diagramme en bâtons suivant :

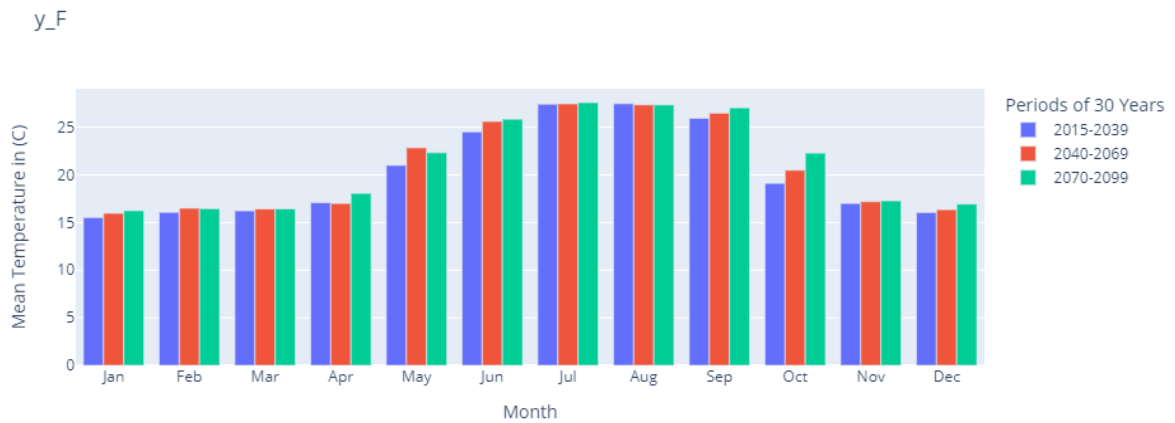


Figure IV-3 : Diagramme en bâton représentant l'évolution de la température moyenne en fonction de mois pour une projection avec un SSP2 4.5 W/m²

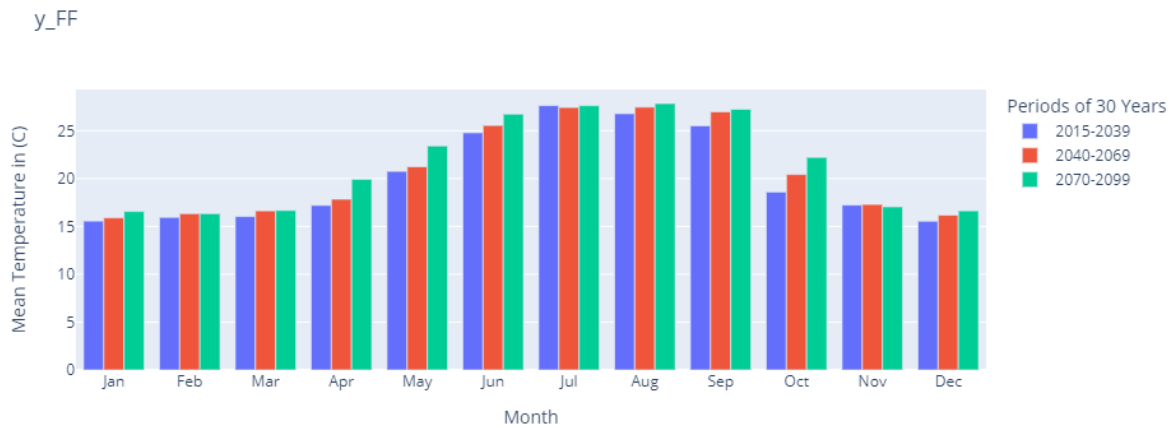


Figure IV-4 : Diagramme en bâton représentant l'évolution de la température moyenne en fonction de mois pour une projection avec un SSP4 6.0 W/m²

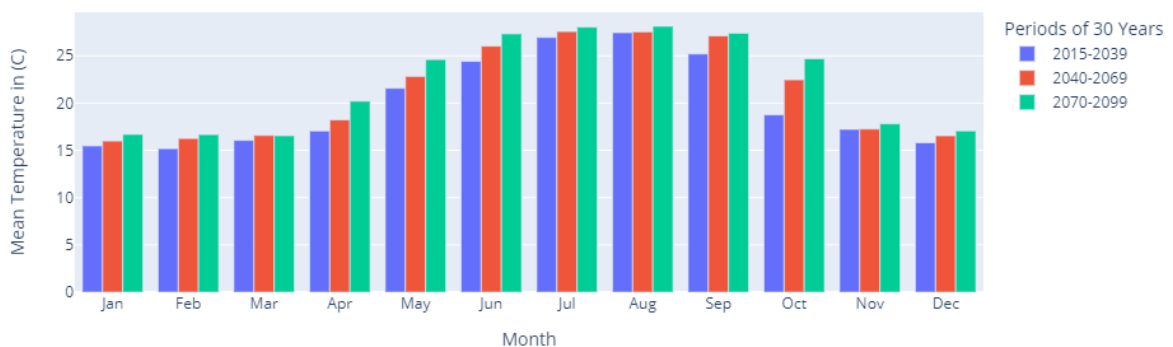


Figure IV-5 : Diagramme en bâton représentant l'évolution de la température moyenne en fonction de mois pour une projection avec un SSP4 8.5 W/m²

- Pour le scenario SSP2 4.5 W/m² : les résultats suggèrent une augmentation de la température moyenne pour les mois d'Avril, Septembre et octobre de l'ordre de « 3°C » pour un futur lointain. Et une stabilisation des températures en saison d'été pour les 3 périodes en question.
- Pour le scenario SS4 6.0 W/m² : on constate une très forte augmentation des températures pour le mois d'octobre comparant les 3 périodes d'évaluation, et une faible augmentation au reste de l'année.
- Pour le scenario SSP5 8.5W/m² : montre une forte augmentation de la température moyenne pour les mois avril, Mai et juin et septembre de l'ordre de 3°C et une augmentation de 5°C pour le mois d'Octobre.

IV.3 Désagrégation statistique de la précipitation

Les trois approches déjà énuméré dans le chapitre 03 seront testé pour la précipitation mensuelle cumulé.

IV.3.1 Première approche

La variable précipitation mensuelle, cumulé, historique issue du GCM de l'institution NASA extraite pour les 4 points entourant le bassin versant utiliser comme prédicteur (X), ainsi que la précipitation observée pour les deux stations utilisé comme prédictand(Y) seront scindé en deux intervalle :

- De 1982 à 2005 : période de calibration du modèle.
- De 2006 à 2014 : période de validation du modèle.

Pour la calibration, l'échantillon sera utilisé à 70% pour l'entraînement du model et à 30% pour le test du model.

Le travail se fera pour chaque une des deux stations de Rouina et Touaibia.

IV.3.1.1 Calibration du modèle

En optimisant notre fonction XGBRegressor pour notre jeu de donnée on trouve les hyper paramètre suivant :

- Le taux d'apprentissage 0.1
- La profondeur maximale d'un arbre de décision 2.
- Alpha, paramètre de la technique de régularisation L1, qui permet au modèle de ne pas diverger, ou d'être sujet à un sur-apprentissage, 1.
- Le nombre d'estimateurs utilisés, 35.

Les résultats obtenus pour l'**entraînement et de la validation sont** résumés ci-dessous :

- Pour la station Touaibia :

Tableau IV-3 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de précipitation pour l'approche 01 pour la station de Touaibia, Approche 01.

Station Touaibia	Entraînement	Test
R ²	0,1	0,06
MAE	16,6	14,5
RMSE	21,143	21,43

- Pour la station Rouina :

Tableau IV-4 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de précipitation pour la station de Rouina Approche 01

Station Rouina	Entraînement	Test
R ²	0,11	0,07
MAE	20,6	18,5
RMSE	20,143	25,43

Les mesures citées ci-dessus démontrent le non capacité de ce modèle à capturer toute relation "statistique" entre nos prédicteurs et nos prédicands. Cela pourrait être dû à la constitution du GCM lui-même, puisqu'il s'agit d'une simulation numérique non pas des conditions météorologiques passées, mais d'une production de variables climatiques en fonction de conditions et de paramètres physiques préétablis.

En d'autres termes cette approche ne peut aboutir.

IV.3.2 Deuxième approche

La variable de précipitation mensuelle, cumulé, historique issue du GCM de l'institution NASA extraite pour les 4 points entourant le bassin versant. La précipitation observée. Ainsi que les données de réanalyses de ERA5 pour la variables précipitations les plus proches de nos stations.

La calibration et la validation de notre modelé se fera comme suit :

- La calibration du modèle se fera pour la période allant de 1982 à 2004 entre la variables précipitation observée pour les deux stations et la variable précipitations issues des 4 point les plus proches entourant chaque station.
- La validation se fera en comparant les sorties du modèle de régression ayant comme entré la variables précipitation GCM issue des 4 point entourant le bassin versant avec la donnée observée sur terrain pour la période 2005 – 2014.

Pour la calibration, l'échantillon sera utilisé à 70% pour l'entraînement du model et à 30% pour le test du model.

Le travail se fera pour chaque une des deux stations de Rouina et Touaibia.

IV.3.2.1 Calibration du modèle

En optimisant notre fonction XGBRegressor pour notre jeu de donnée on trouve les hyper paramètre suivant :

- Le taux d'apprentissage 0.1
- La profondeur maximale d'un arbre de décision 2.
- Alpha, paramètre de la technique de régularisation L1, qui permet au modèle de ne pas diverger, ou d'être sujet à un sur-apprentissage, 1.
- Le nombre d'estimateurs utilisés, 35.

Les résultats obtenus pour l'entraînement, test et de la validation sont résumés ci-dessous :

- Pour la station Rouina :

Tableau IV-5 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de précipitation pour la station de Rouina Approche 02.

Station Rouina	Entrainement	Test	Validation
R ²	0,8	0,72	0
MAE	9,14	9,6	24
RMSE	12	13	32

- Pour la Station Touaibia :

Tableau IV-6 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de précipitation pour la station de Touaibia, Approche 02.

Station Rouina	Entrainement	Test	Validation
R ²	0,78	0,72	0
MAE	0,92	0,98	26
RMSE	13	14	34

En raison de la relation directe évidente entre les données observées et les données de réanalyse, on s'attendait déjà à obtenir de bons résultats dans le processus de calibration.

Construire un modèle qui capture la "relation statistique" entre ces deux types de données afin de l'utiliser pour générer des sorties futures selon différentes SSP données par les données GCM (un tout autre type de données) semblait douteuse.

Notre esprit scientifique nous a poussé à "valider" cette approche sur le reste des données observées disponibles (test de la vie réelle). Notre doute était bien placé, les résultats étaient catastrophiquement déficients, et ce modèle ne peut pas refléter la réalité, par conséquent il ne peut pas servir à générer des projections futures.

En d'autres termes, l'approche élaboré (Lee et Singh) ne peut aboutir en utilisant notre jeu de données pour le Bassin Versant de Oued Zeddine.

IV.3.3 Troisième approche

Dans cette approche on utilisera toutes les variables du GCM de l'institution Nasa, en suite on choisira les variables les plus significatifs qui seront utilisés comme prédicteur pour construire notre modèle en fonction de leurs corrélations avec la précipitation observée qui sera utilisée comme prédicteur (Y) pour chaque une des stations (Rouina et Touaibia)

La calibration et validations du modèle se fera comme suit :

- De 1982 à 2005 : période de calibration du modèle.
- De 2006 à 2014 : période de validation du modèle.

Pour la calibration, l'échantillon sera utilisé à 80% pour l'entraînement du modèle et à 20% pour le test du modèle.

Le travail se fera pour chaque une des deux stations de Rouina et Touaibia.

IV.3.3.1 Sélection des variables

En calculant le coefficient de corrélation entre toutes les variables du GCM et la précipitation observée au niveau de Rouina et Touaibia, on obtient le tableau suivant :

Tableau IV -7 : Corrélation des Variables issues du GCM avec la précipitation observée pour la station de Rouina et Touaibia.

Station de Rouina	Variable	Ua (4)(100)	Ua (3)(100)	Ua (4)(500)	Ua (2)(100)
	Corrélation positive	0,52247	0,52238	0,517831	0,0,5177
	Variable	Tas (3)	Tas (4)	Tasmin (4)	Tasmax (3)
	Corrélation négative	-0,55823	-0,55689	-0,5507	-0,5487
Station de Touaibia	Variable	Ua (3)(1100)	Ua (4)(100)	Ua (2) (100)	Ua (1) (100)
	Corrélation positive	0,4702	0,4701	0,4667	0,4665
	Variable	Tasmin (3)	Tasmin (4)	Tas (4)	Tas (4)
	Corrélation négative	-0,5101	-0,509	-0,5055	-0,504

On sélectionnera uniquement 8 variables, quatre avec une forte corrélation positive et quatre avec une forte corrélation négative.

Cela signifie que notre modèle est entraîné sur 8 entrées en tant que prédicteurs, et une sortie en tant que précipitation. Un changement dans l'architecture de la saisie de données impliquera sûrement des changements dans les hyper paramètres du modèle Gradient Boosting.

IV.3.3.2 Calibration et validation du modèle pour la station de Rouina

IV.3.3.2.1 Calibration du modèle

En optimisant notre fonction XGBRegressor pour notre jeu de données on trouve les hyper paramètres suivants :

- Le taux d'apprentissage 0.09
- La profondeur maximale d'un arbre de décision 5.
- Alpha, paramètre de la technique de régularisation L1, qui permet au modèle de ne pas diverger, ou d'être sujet à un sur-apprentissage, 0.8.
- Le nombre d'estimateurs utilisés, 30.

Les résultats obtenus pour l'entraînement et le test sont résumés ci-dessous :

Tableau IV-8 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de précipitation pour la station de Rouina, Approche 03.

Station Rouina	Entrainement	Test
R ²	0,61	0,35
MAE	12,41	16,69
RMSE	23,86	23,86

Nous pouvons noter une augmentation significative des performances du modèle par rapport aux deux approches précédentes. Les critères dans la période d'entraînement sont moyennement bons. Pour la période de test l'amélioration est présente mais ça reste toujours relativement médiocre.

Néanmoins, nous pouvons dire que nous avons amélioré le modèle par cette approche Pour cette station.

On utilise l'évaluation graphique pour avoir un meilleur aperçu sur la distribution de notre nuage du point :

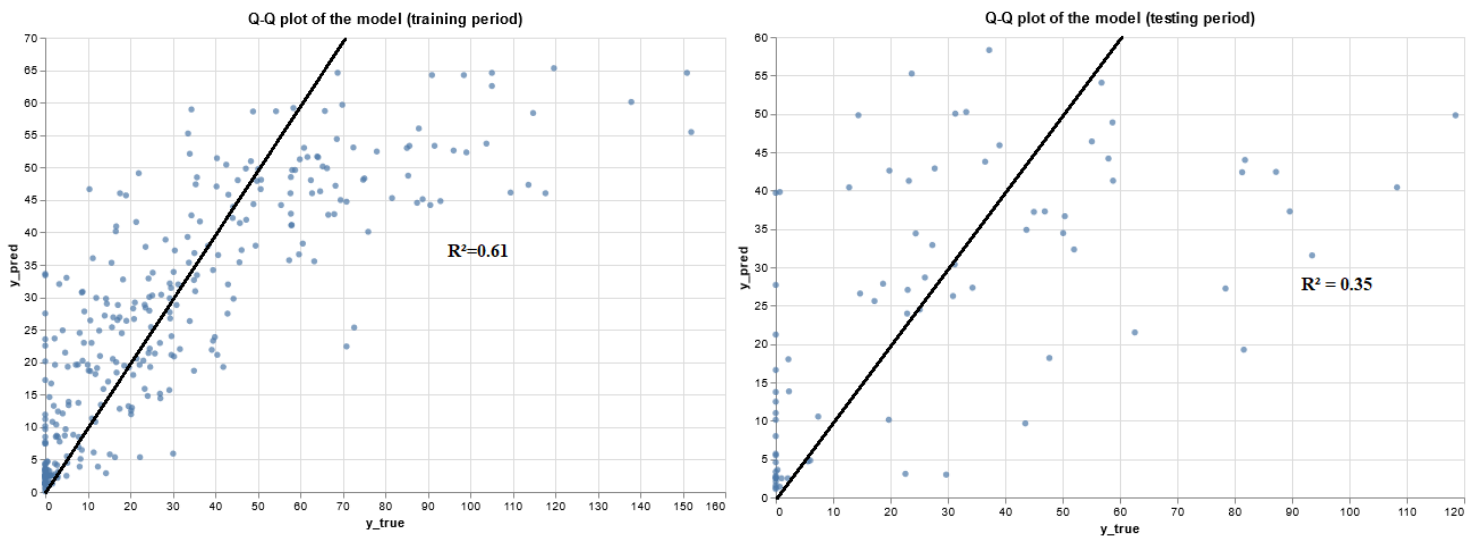


Figure IV-6 : Graphique des quantiles-quantiles pour les valeurs simulées de la précipitation de Rouina en fonction des valeurs observées pour l'entraînement et le test du modèle

On trace aussi l'évolution des sorties du modèle et les valeurs observées lors de l'entraînement et du test de la précipitation de Rouina.

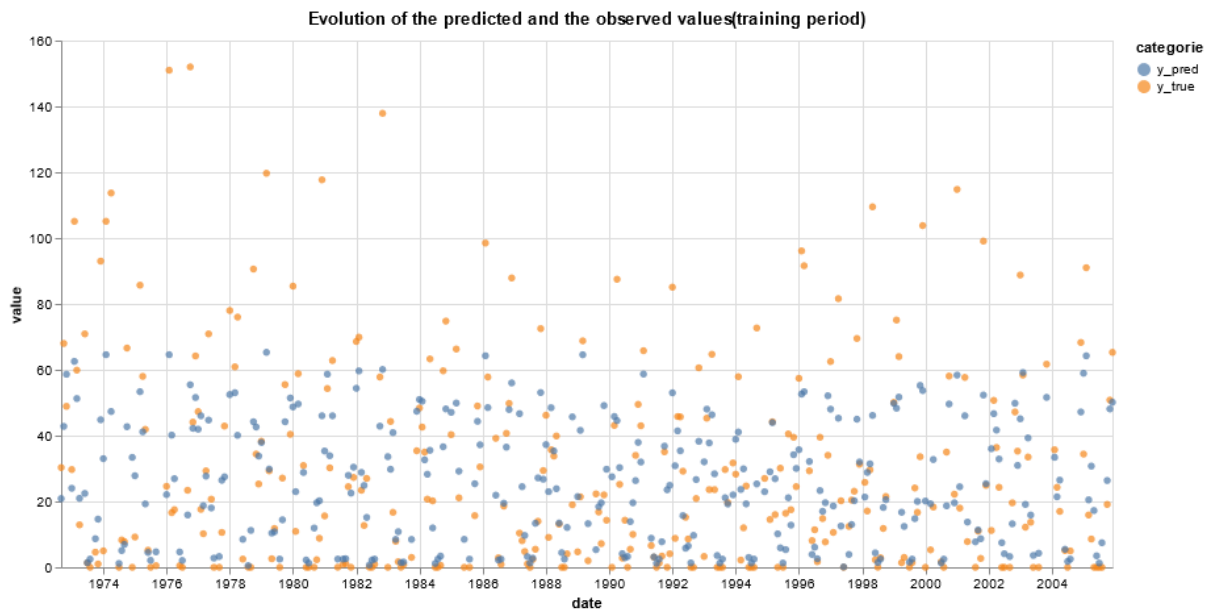


Figure IV-7 : Graphique de l'évolution des valeurs des précipitations simulées et observées pour la période d'entraînement, Rouina

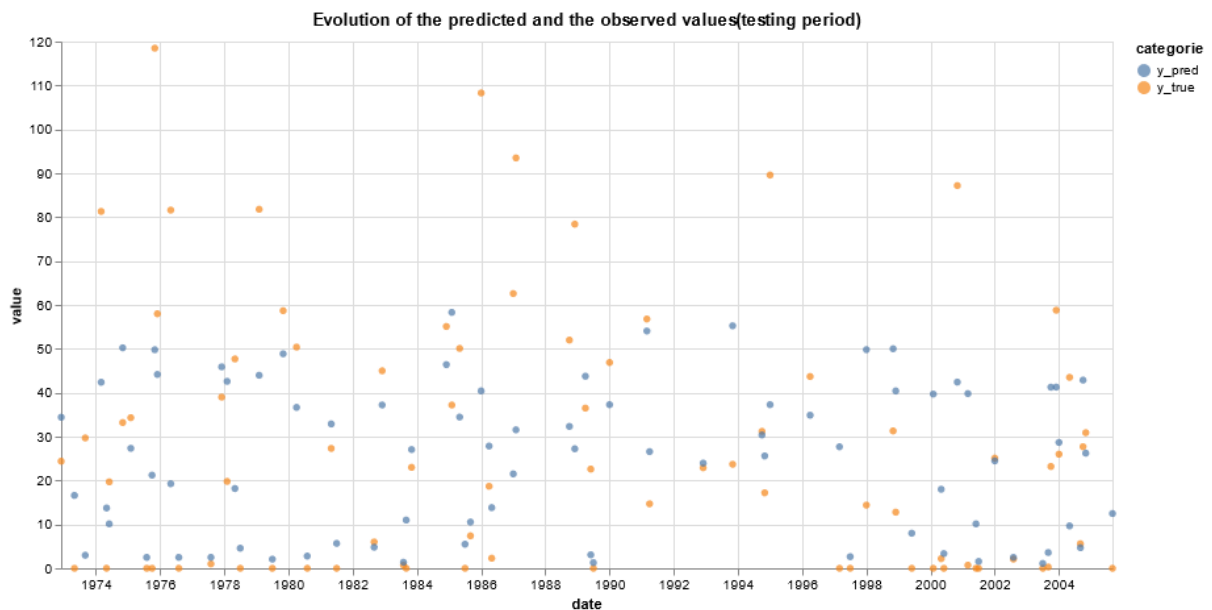


Figure IV-8 : Graphique de l'évolution des valeurs des précipitations simulées et observées pour la période de test, Rouina

- A l'aide des figures ci-dessus on constate que le modèle a une forte tendance à sous-estimer les valeurs réelles, en quelque sorte notre modèle est plafonné et incapable de reproduire les valeurs majeures.

- Essayons de modéliser ce phénomène si complexe et aléatoire, on voulait essayer de reproduire les valeurs observées sur une période de validation,

IV.3.3.2 Validation du modèle

On passe maintenant à l'étape de la validation du modèle ou on testera les sorties du modèle par rapport au valeur réel de la température moyenne sur une période allant de 2004 à 2014.

Les résultats sont résumés dans le tableau suivant :

Tableau IV-9 : Résultats de la validation du modèle de précipitation pour la station de Rouina, Approche 03.

Station Rouina	Validation
R ²	0,21
MAE	20,05
RMSE	27,07

On trace l'évolution des sorties du modèle et celle des valeurs observées lors de la validation.

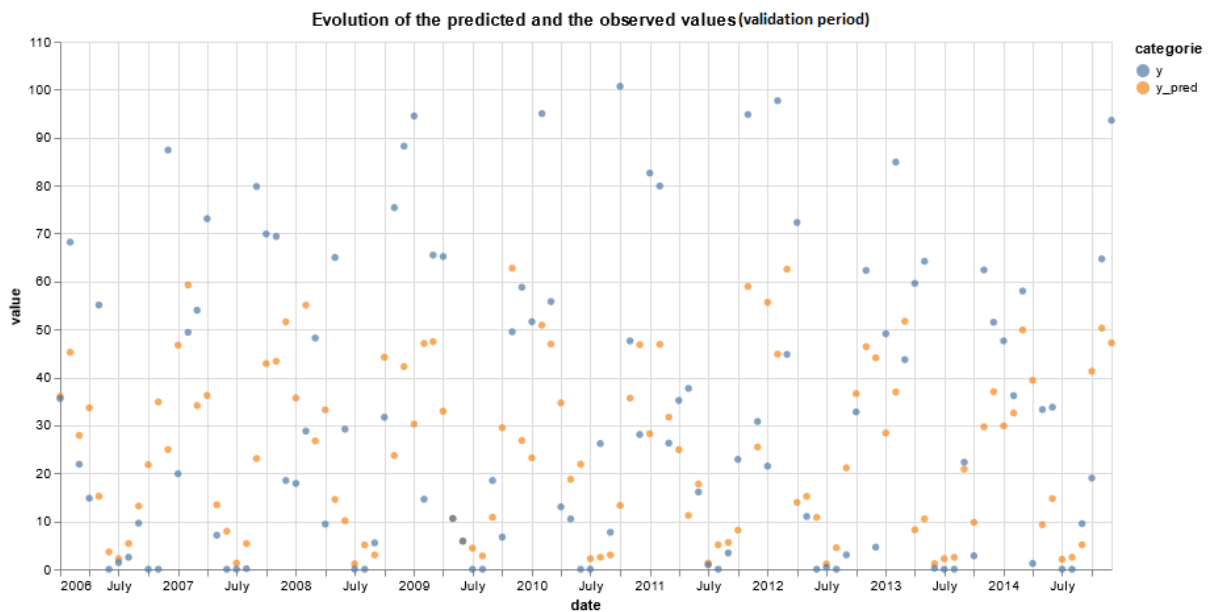


Figure IV-9 : Graphique de l'évolution des valeurs des précipitations simulées et observées pour la période de validation, Rouina

Ainsi qu'un diagramme en bâton comparant les valeurs simulées de la précipitation à la variable observée pour la station de Rouina.

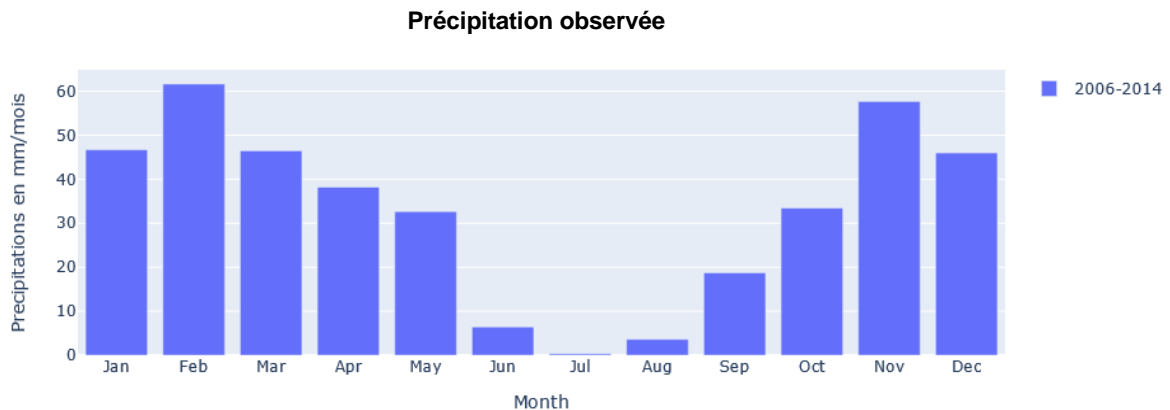


Figure IV-10 : Diagramme en bâton de la précipitation observée, Rouina.

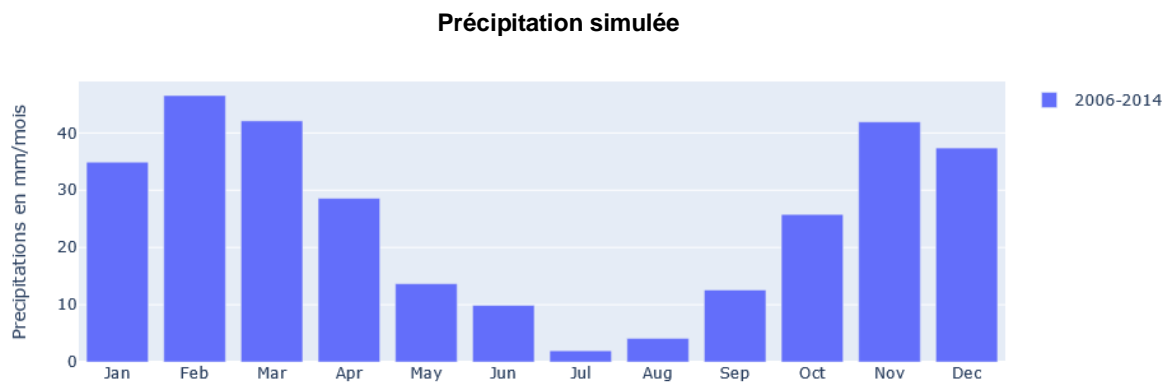


Figure IV-11 : Diagramme en bâton de la précipitation simulée, Rouina.

Les moyennes mensuelles des précipitations sur la période de validation nous montrent que le modèle sous-estime d'une manière flagrante les valeurs de certains mois comme Janvier et Novembre, par contre certains mois ont presque la même valeur comme le mois de Mars.

IV.3.3.3 Calibration et validation du modèle pour la station de Touaibia

IV.3.3.3.1 Calibration du modèle

En optimisant notre fonction XGBRegressor pour notre jeu de donnée on trouve les hyper paramètre suivant :

- Le taux d'apprentissage 0.1
- La profondeur maximale d'un arbre de décision 4.
- Alpha, paramètre de la technique de régularisation L1, qui permet au modèle de ne pas diverger, ou d'être sujet à un sur-apprentissage, 4.
- Le nombre d'estimateurs utilisés, 50.

Les résultats obtenus pour l'entraînement et le test sont résumés ci-dessous :

Tableau IV-10 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle de précipitation pour la station de Touaibia, Approche 03.

Station Touaibia	Entrainement	Test
R ²	0,62	0,27
MAE	10,29	16,47
RMSE	15,31	22,73

Nous pouvons noter une augmentation significative des performances du modèle par rapport aux deux approches précédentes mais une baisse par rapport à la station de Rouina. Les critères dans la période d'entraînement sont moins bon. Pour la période de test l'amélioration est présente mais ça reste toujours relativement médiocre, R² descend sous les 30%.

On trace la courbe de corrélation de la précipitation simulé en fonction de la précipitation observé, si le nuage de point est bien réparti par rapport à la première bissectrice

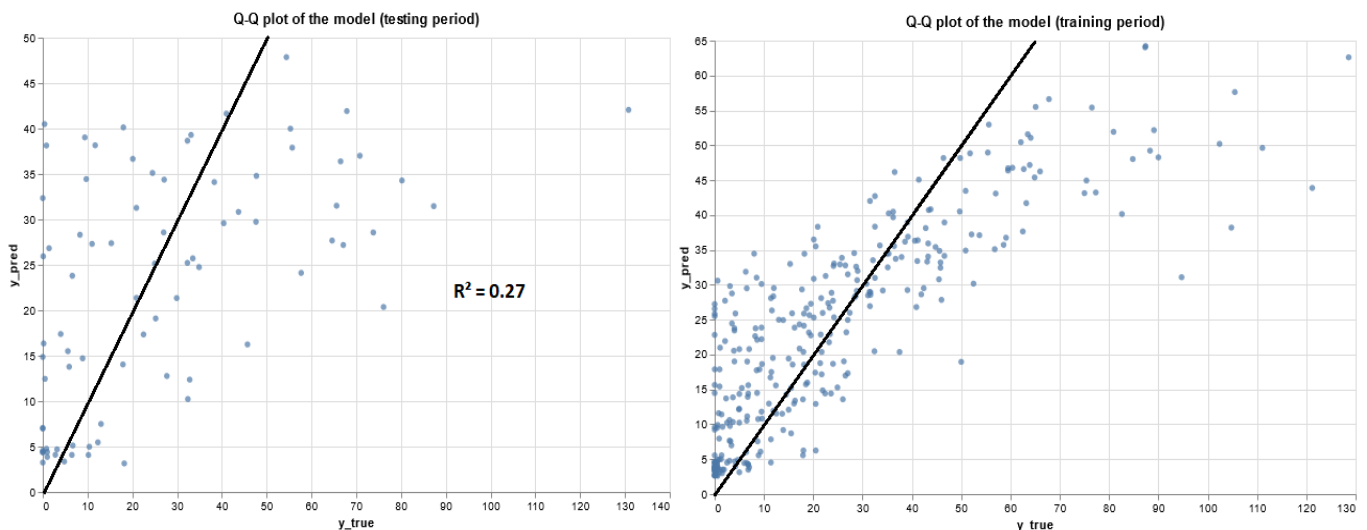


Figure IV-12 : Graphique des quantiles-quantiles pour les valeurs simulées de la précipitation de Touibia en fonction des valeurs observées pour l'entraînement et le test du modèle.

On trace aussi l'évolution des sorties du modèle et les valeurs observées de la précipitation de Touaibia lors de l'entraînement et du test.

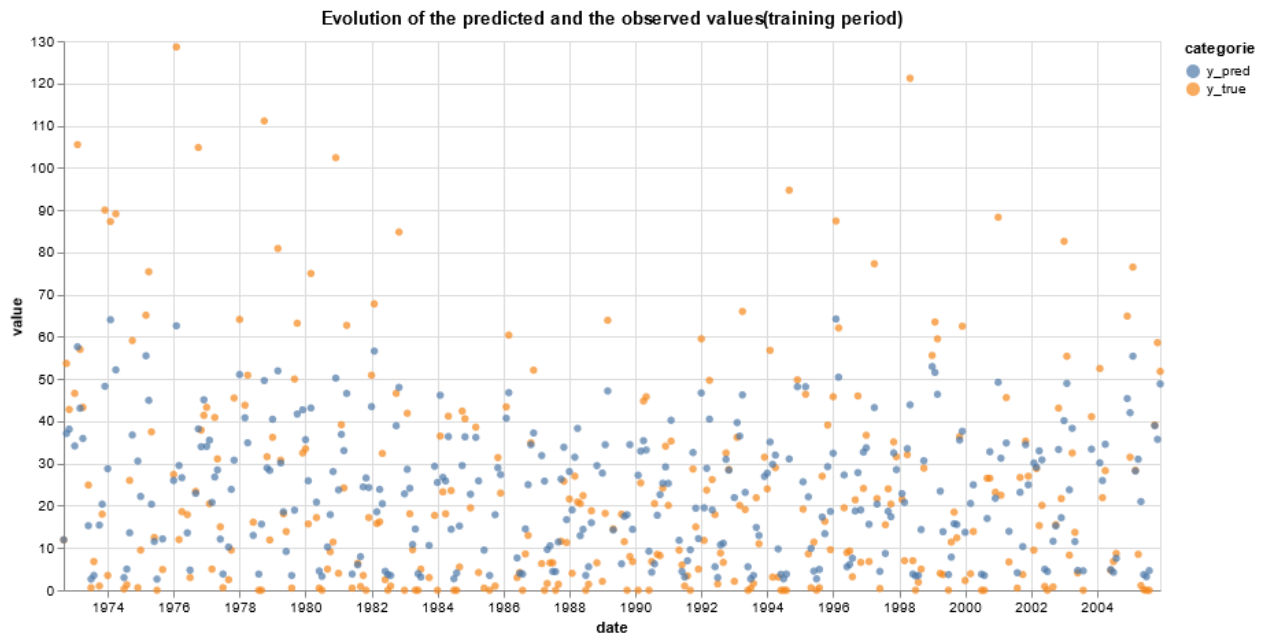


Figure IV-13 : Graphique de l'évolution des valeurs des précipitation simulées et observées pour la période d'entraînement, Touaibia.

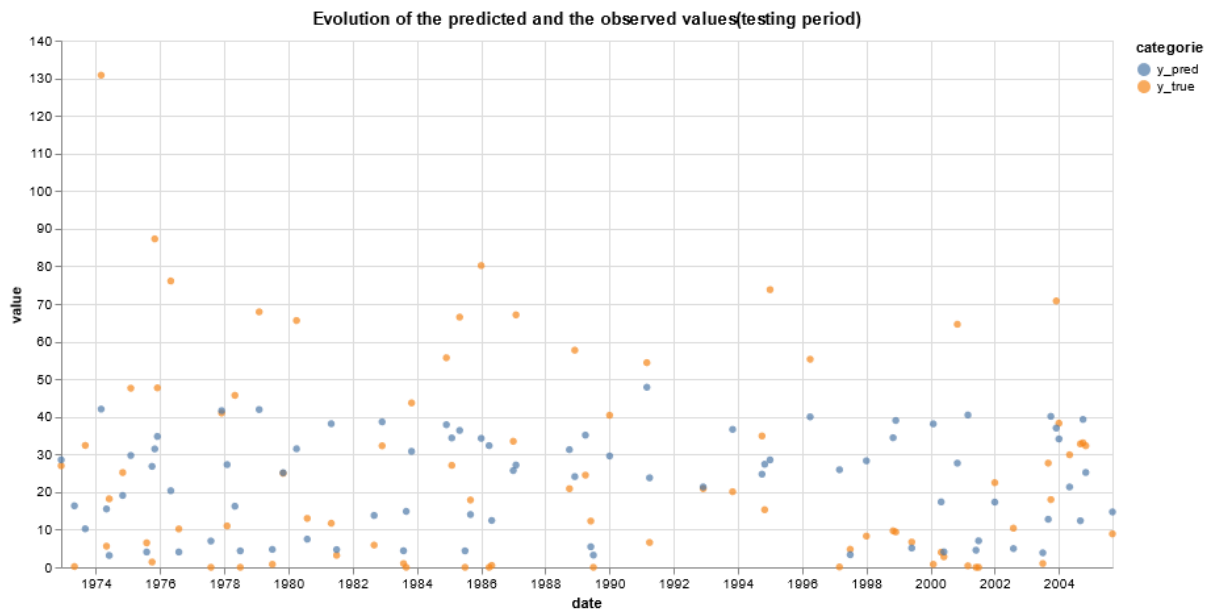


Figure IV-14 : Graphique de l'évolution des valeurs des précipitations simulées et observées pour la période d'entraînement, Touaibia

La sous-estimation du modèle pour la valeur réelle s'est amplifiée par rapport à la station de Rouina, et ayant une expérience précédente nous pouvons avoir une idée dès maintenant sur la période de validation, le modèle va surement sous-estimer les valeurs réelles.

IV.3.3.3.2 Validation du modèle

On passe maintenant à l'étape de la validation du modèle ou on testera les sorties du modèle par rapport au valeur réel du la température moyenne sur une période allant de 2004 à 2014.

Les résultats sont résumés dans le tableau suivant :

Tableau IV-11 : Résultats de la validation du modèle de précipitation pour la station de Touaibia, Approche 03.

Station Touaibia	Validation
R ²	0.24
MAE	16.89
RMSE	22.31

On trace l'évolution des sorties du modèle et celle des valeurs observées lors de la validation pour la station de Touaibia.

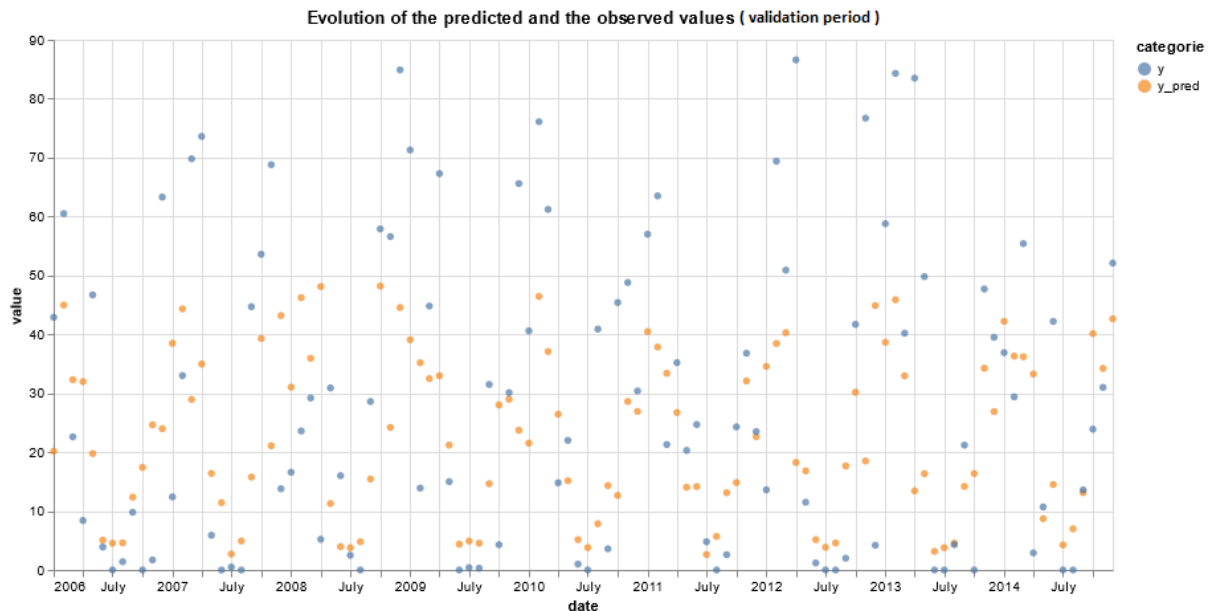


Figure IV-15 : Graphique de l'évolution des valeurs des précipitations simulées et observées pour la période de validation, Touaibia

- Comme prévu le modèle sous-estime et n'arrive pas a reproduire les valeurs réel pour la période de validation.

Ainsi qu'un diagramme en bâton comparant les valeurs simulées de la précipitation à la variable observée

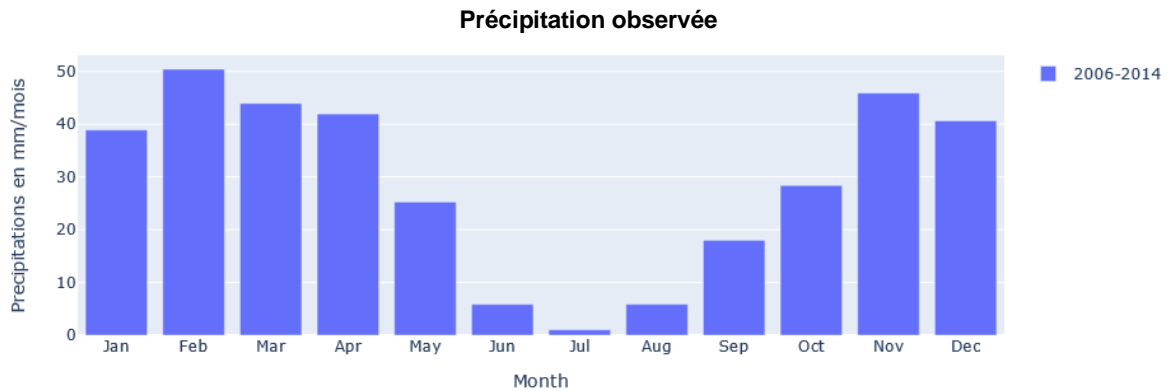


Figure IV-17 : Diagramme en bâton de la précipitation observée, Touaibia.

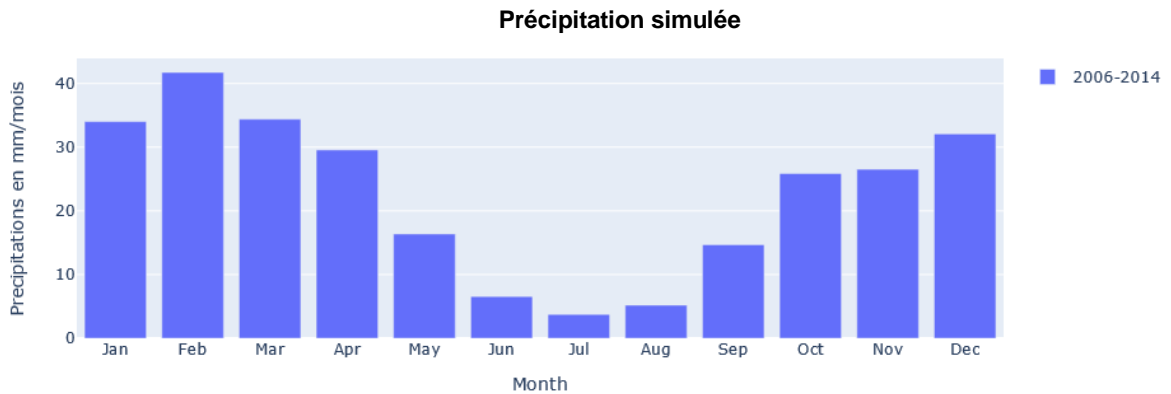


Figure IV-16 : Diagramme en bâton de la précipitation simulée, Touaibia.

On remarque que notre modèle a tendance à sous-estimer les précipitations par rapport aux valeurs observées, ou on remarque une erreur pouvant atteindre les 10 mm pour les valeurs simulées et les comparant aux valeurs observées, et cela pour le mois de février entre 2006 et 2014.

- **Bien que les performances du modèle établies sont faibles et ne permettent pas de faire des projections suivant les SSP, cette approche reste la meilleure approche testée pour la désagrégation de la précipitation pour le bassin versant d'Oued Zeddine.**

IV.4 Modèle hydrologique

Le modèle hydrologique destinée à l'évaluation de l'impact sur les ressources en eaux

IV.4.1 Construction et calage du modèle

En optimisant notre fonction XGBRegressor pour notre jeu de donnée on trouve les hyper paramètre suivant :

- Le taux d'apprentissage 0.25
- La profondeur maximale d'un arbre de décision 8.
- Alpha, paramètre de la technique de régularisation L1, qui permet au modèle de ne pas diverger, ou d'être sujet à un sur-apprentissage, 8.
- Le nombre d'estimateurs utilisés, 80.

Les données ont été divisées aléatoirement en données d'apprentissage et données de test, et ce avec une proportion de 85%-25%

Les prédicteurs (X) sont les données observées de Précipitation pour les deux stations pluviométriques situés dans le bassin versant, la température observée ainsi que le décalage des données de précipitations par 3 pas de temps.

La variable à prédire est le débit mesuré dans la station hydrométrique de Bir Ouled Tahar (Y)

Les résultats sont résumés dans le tableau suivant :

Tableau IV-12 : Résultats de l'entraînement et du test lors de la calibration du modèle pluie-débit

Station Bir Ouled Tahar	Entrainement	Test
R ²	0,72	0,68
MAE	0,22	0,21
RMSE	0.32	0,73

On trace la courbe de corrélation du débit simulé en fonction du débit observé, si le nuage de point est bien réparti par rapport à la première bissectrice.

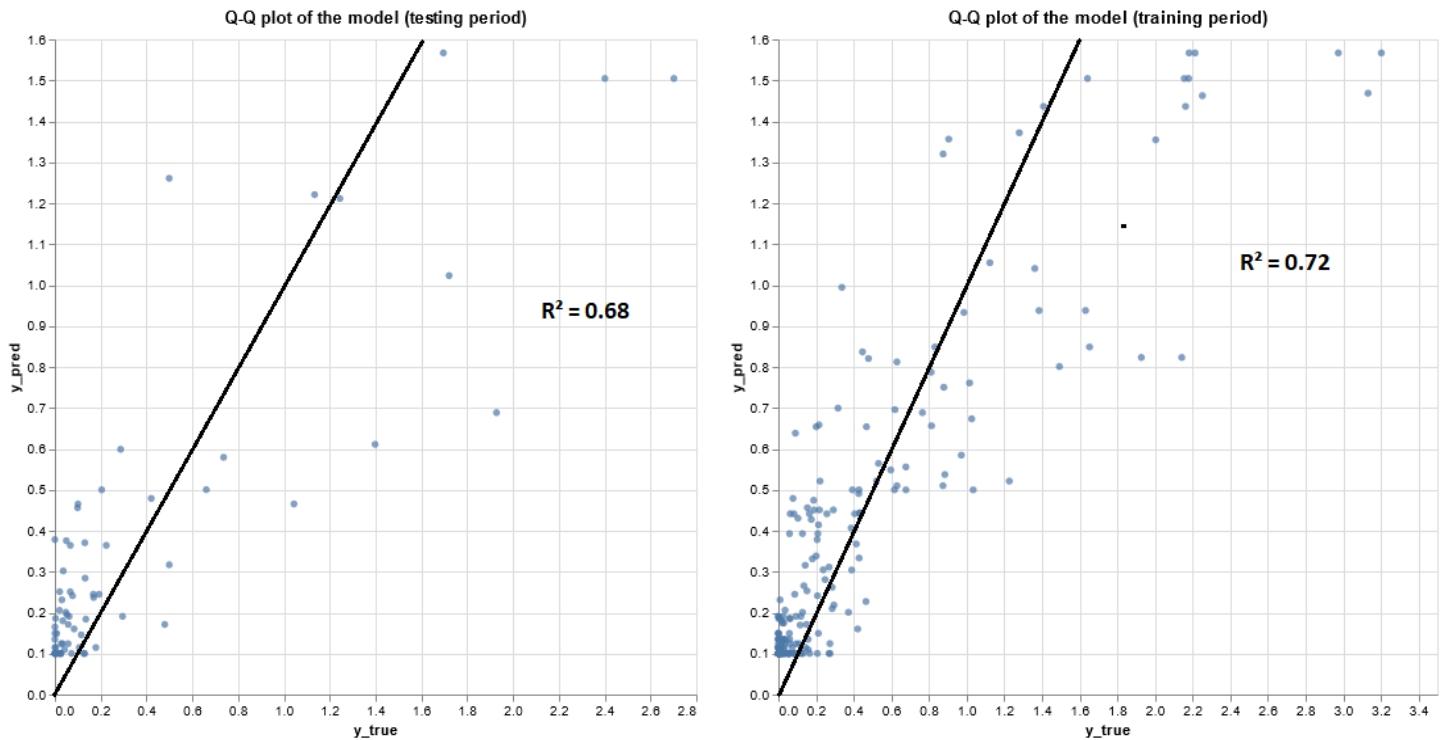


Figure IV-18 : Graphique des quantiles-quantiles pour les valeurs simulées du débit en fonction des valeurs observées pour l'entraînement et le test du modèle.

On trace l'évolution des sorties du modèle et celle des valeurs observées lors de l'entraînement et le test pour le débit d'Oued Zeddine.

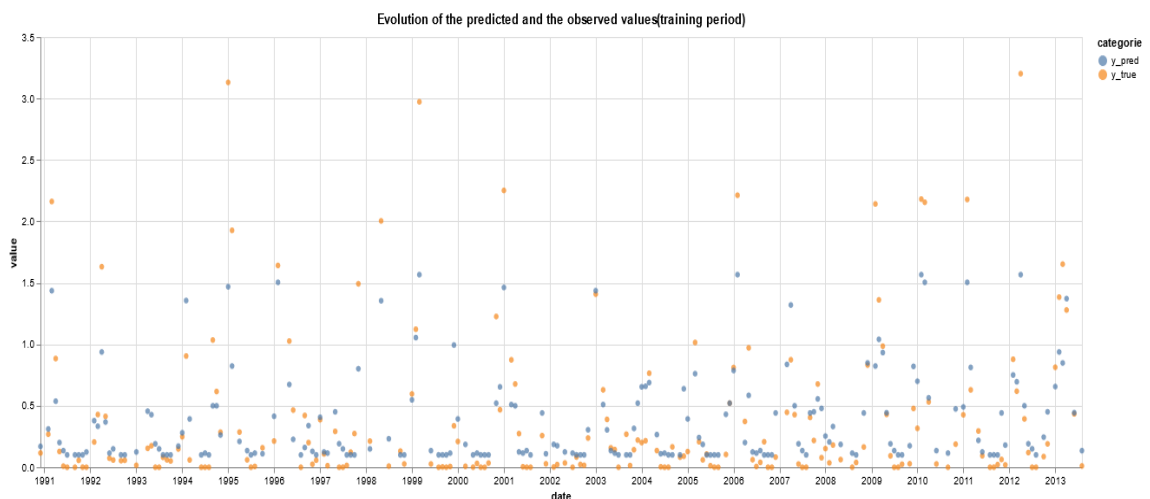


Figure IV-19 : Graphique de l'évolution des débits simulés et observés pour la période d'entraînement.

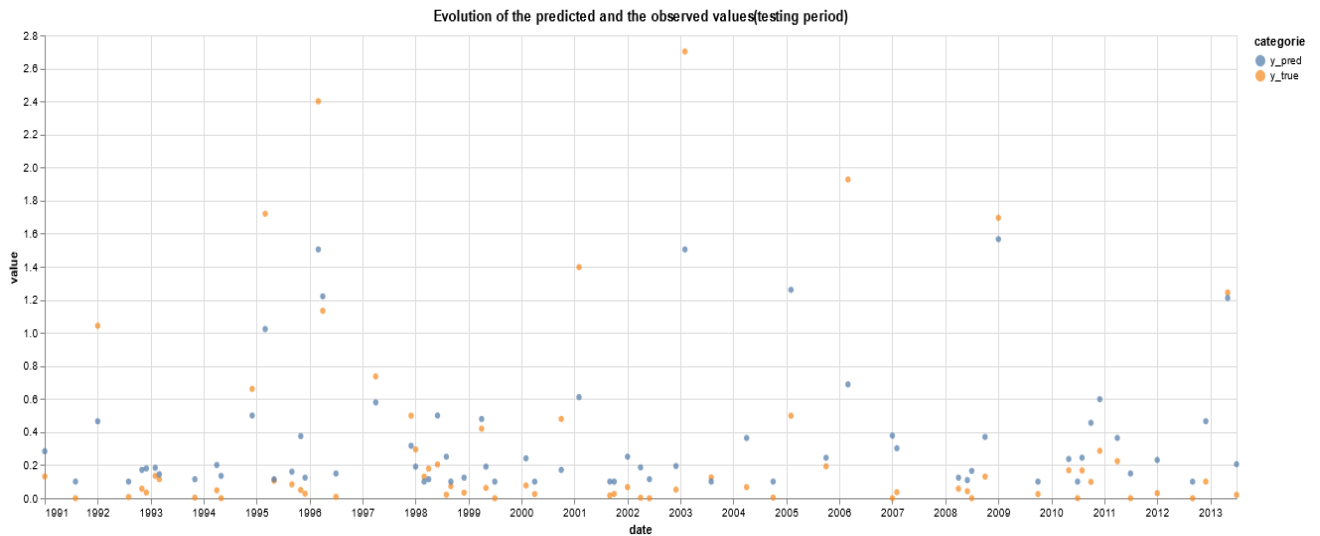


Figure IV-20 : Graphique de l'évolution des débits simulés et observés pour la période test.

- **Le modèle donne de bon résultats comparé à la série de données disponible pour le débit de Oued Zeddine.**

IV.5 Conclusion

La désagrégation statistique de température moyenne en utilisant le modèle de régression est parfaitement réalisable et le modèle donne de bonne performance, cela est due au caractère cyclique de la variable température ou le modèle parvient à trouver une relation statistique facilement.

Par contre la désagrégation de la précipitation dans le cadre des trois approches testées pour le bassin versant d'Oued Zeddine n'ont pas aboutis, cela peut être expliqué par le caractère aléatoire de la variable. Par conséquent On ne peut se permettre de faire des projections à travers les données futures du GCM afin d'évaluer l'impact sur les ressources à travers le modèle hydrologique élaboré.

Par ces résultats, nous avons démontré l'amélioration des performances du modèle en utilisant différentes approches, ainsi que la nécessité de la période de validation pour tester le modèle dans un cas réel. On pourra conclure aussi que le « Data driven Modeling » est un domaine très prometteur dans la modélisation des phénomènes physiques d'une façon peu coûteuse, et avec les moins de paramètres.

Conclusion Générale

Dans le cadre de ce projet de fin d'études nous ne sommes intéressés à évaluer les possibles impacts du changement climatique sur le bassin versant d'Oued Zeddine où se trouve le barrage d'Oued Mellouk. Ce dernier est destiné à l'alimentation en eau potable des communes voisines ainsi qu'à l'irrigation. Cela dans le but de faire des estimations futures sur les précipitations ainsi que la température afin d'estimer le débit ruisselé dans le futur via un modèle Pluies-Débits

Devant l'importance qu'accorde la communauté internationale au changement climatique, estimer son futur impact est devenu une nécessité afin de préparer une meilleure politique de gestion des ressources en eau, s'adapter aux futurs événements extrêmes et à la hausse de la température moyenne.

Dans le cadre de notre travail, nous avons effectué une désagrégation statistique sur la donnée du modèle de circulation globale « GISS » fournit par la NASA, vers l'échelle de la donnée observée au niveau des stations hydrométriques de Rouina et Touaibia. Ainsi que la température observée dans la zone d'étude. Cela en utilisant la méthode des « fonction de Transfert » et précisément le modèle de régression Gradient Boosting avec la bibliothèque XGBoost sous python.

Pour la température, un modèle optimisé pour notre jeu de donnée (GCM, donnée observée) donne de bons résultats et ce pour le calage et la validation. Trois projections sous différents scénarios (SSP2 4.5, SSP 4 6.0 et SSP 5 8.5) sont ensuite introduites comme entrée dans le modèle. Les trois différentes projections montrent une future hausse de la température moyenne pour la période allant d'avril à octobre. Nos résultats correspondent à ceux publiés dans le rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat pour la région méditerranée.

Pour la précipitation, trois approches sont testées avec un modèle optimisé pour le jeu de donnée GCM, Réanalyses et observées. Les 3 approches ont donné de mauvais résultats lors de la calibration du modèle, et par conséquent ne permettent pas de faire une projection future pour la précipitation, ni d'évaluer l'impact direct du changement climatique sur le ruissellement avec le modèle pluie-débit établi pour cette région.

L'établissement d'un modèle de régression entre les données observées et de réanalyses a démontré à travers ses performance (approche 03) que les données de réanalyses peuvent être utilisé lors des études à la place des données observé quand elle sont de mauvaise qualité ou non disponible.

Enfin, ce travail n'est qu'un premier pas à l'étude de l'impacts du changement climatique au niveau du bassin versant d'Oued Zeddine dans la région de Ain defla en Algérie avec une méthode pour la température et trois méthodes pour la précipitation, en utilisant le modèle de machine Learning très populaire et performant XGBoost. Travail qui nécessite d'être complété en intervenant sur d'autres techniques de désagrégation statistique pour la précipitation autre que les fonctions de transferts. Il serait également plus intéressant de tester ces approches sur différentes régions en Algérie.

Bibliographie

1. A. Lloyd, Elisabeth, et Eric Winsberg, éd. 2018. *Climate Modelling*. Cham: Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-65058-6>.
2. Asri, Abir. s. d. « MEMOIRE DE MASTER :Cartographie de vulnérabilité à l'érosion hydrique du bassin versant d'Oued Zeddine (W.Ain Defla) ». ENSH.
3. Bates, Bryson, Zbigniew W Kundzewicz, Jean Palutikof, et Shaohong Wu. s. d. « Le changement climatique et l'eau », 237.
4. BENNACEUR, Sofiane. 2019. « Optimisation de la consommation énergétique du processus d'épuration par boues activées par le Gradient Boosting cas de la STEP Béni Messous, Projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat ». Ecole Nationale Polytechnique d'Alger.
5. Brownlee, Jason. 2016. « A Gentle Introduction to the Gradient Boosting Algorithm for Machine Learning ». *Machine Learning Mastery* (blog). 8 septembre 2016. <https://machinelearningmastery.com/gentle-introduction-gradient-boosting-algorithm-machine-learning/>.
6. Cannon, Alex J., Stephen R. Sobie, et Trevor Q. Murdock. 2015. « Bias Correction of GCM Precipitation by Quantile Mapping: How Well Do Methods Preserve Changes in Quantiles and Extremes? » *Journal of Climate* 28 (17): 6938-59. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00754.1>.
7. « Center for International Earth Science Information Network (CIESIN) ». 2014. *Choice Reviews Online* 45 (05): 45-2621-45-2621. <https://doi.org/10.5860/CHOICE.45-2621>.
8. Chaudhary, Siddharth, A. Agarwal, et Tai Nakamura. 2019. « Rainfall Projection in Yamuna River Basin, India, Using Statistical Downscaling ». In *Water Resources and Environmental Engineering II*, édité par Maheswaran Rathinasamy, S. Chandramouli, K.B.V.N. Phanindra, et Uma Mahesh, 15-23. Singapore: Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-2038-5_2.
9. « CMIP ». s. d. <https://www.wcrp-climate.org/wgcm-cmip>.
10. « CMIP6: The next Generation of Climate Models Explained ». 2019. Carbon Brief. 2 décembre 2019. <https://www.carbonbrief.org/cmip6-the-next-generation-of-climate-models-explained>.
11. « Coefficient de corrélation ». s. d. https://www.jmp.com/fr_fr/statistics-knowledge-portal/what-is-correlation/correlation-coefficient.html.
12. Diffenbaugh, Noah S., et Filippo Giorgi. 2012. « Climate Change Hotspots in the CMIP5 Global Climate Model Ensemble ». *Climatic Change* 114 (3-4): 813-22. <https://doi.org/10.1007/s10584-012-0570-x>.
13. Edwards, Paul N. 2011. « History of Climate Modeling ». *WIREs Climate Change* 2 (1): 128-39. <https://doi.org/10.1002/wcc.95>.

14. Gosling, Simon N., et Nigel W. Arnell. 2013. « A Global Assessment of the Impact of Climate Change on Water Scarcity ». *Climatic Change* 134 (3): 371-85. <https://doi.org/10.1007/s10584-013-0853-x>.
15. Guillory, Anabelle. 2017. « ERA5 ». Text. ECMWF. 3 novembre 2017. <https://www.ecmwf.int/en/forecasts/datasets/reanalysis-datasets/era5>.
16. Hadour, Ali, Gil Mahé, et Mohamed Meddi. 2020. « Watershed Based Hydrological Evolution under Climate Change Effect: An Example from North Western Algeria ». *Journal of Hydrology: Regional Studies* 28 (avril): 100671. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2020.100671>.
17. Hertig, E., et J. Jacobeit. 2008. « Assessments of Mediterranean Precipitation Changes for the 21st Century Using Statistical Downscaling Techniques: ASSESSMENTS OF MEDITERRANEAN PRECIPITATION CHANGES ». *International Journal of Climatology* 28 (8): 1025-45. <https://doi.org/10.1002/joc.1597>.
18. Hewitson, Bc, et Rg Crane. 1996. « Climate Downscaling: Techniques and Application ». *Climate Research* 7: 85-95. <https://doi.org/10.3354/cr007085>.
19. « IPCC Fifth Assessment Report, Summary for Policymakers ». 2014. Rapport d'évaluation. IPCC. https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/02/AR5_SYR_FINAL_SPM.pdf.
20. Jeong, D. I., A. St-Hilaire, T. B. M. J. Ouarda, et P. Gachon. 2012. « Comparison of Transfer Functions in Statistical Downscaling Models for Daily Temperature and Precipitation over Canada ». *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 26 (5): 633-53. <https://doi.org/10.1007/s00477-011-0523-3>.
21. Jeppesen, Joanne. 2020. « Fact Sheet: Reanalysis ». Text. ECMWF. 15 juillet 2020. <https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/focus/2020/fact-sheet-reanalysis>.
22. Jimenez, Stalin, Alex Aviles, Luciano Galán, Andrés Flores, Carlos Matovelle, et Cristian Vintimilla. 2020. « Support Vector Regression to Downscaling Climate Big Data: An Application for Precipitation and Temperature Future Projection Assessment ». In *Information and Communication Technologies of Ecuador (TIC.EC)*, édité par Efrain Fosenca C, Germania Rodríguez Morales, Marcos Orellana Cordero, Miguel Botto-Tobar, Esteban Crespo Martínez, et Andrés Patiño León, 1099:182-93. Advances in Intelligent Systems and Computing. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-35740-5_13.
23. Laddimath, Rajashekhar S., et Nagraj S. Patil. 2019. « Artificial Neural Network Technique for Statistical Downscaling of Global Climate Model ». *MAPAN* 34 (1): 121-27. <https://doi.org/10.1007/s12647-018-00299-0>.
24. Lee, Taesam, et Vijay P. Singh. 2018. *Statistical Downscaling for Hydrological and Environmental Applications*. 1^{re} éd. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9780429459580>.
25. Lelieveld, J., Y. Proestos, P. Hadjinicolaou, M. Tanarhte, E. Tyrllis, et G. Zittis. 2016. « Strongly Increasing Heat Extremes in the Middle East and North Africa (MENA) in

- the 21st Century ». *Climatic Change* 137 (1-2): 245-60. <https://doi.org/10.1007/s10584-016-1665-6>.
26. Leung, L R, et S J Ghan. 1998. « Parameterizing Subgrid Orographic Precipitation and Surface Cover in Climate Models ». *MONTHLY WEATHER REVIEW* 126: 21.
 27. Lionello, Piero, et Luca Scarascia. 2018. « The Relation between Climate Change in the Mediterranean Region and Global Warming ». *Regional Environmental Change* 18 (5): 1481-93. <https://doi.org/10.1007/s10113-018-1290-1>.
 28. « Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations ». s. d. <https://doi.org/10.13031/2013.23153>.
 29. NASA. s. d. « Climate Change Evidence: How Do We Know? » Climate Change: Vital Signs of the Planet. <https://climate.nasa.gov/evidence>.
 30. National Centers for Environmental Information (NCEI). s. d. « Global Climate Change Indicators ». <https://www.ncdc.noaa.gov/monitoring-references/faq/indicators.php>.
 31. Nourani, Vahid, Zahra Razzaghzadeh, Aida Hosseini Baghanam, et Amir Molajou. 2019. « ANN-Based Statistical Downscaling of Climatic Parameters Using Decision Tree Predictor Screening Method ». *Theoretical and Applied Climatology* 137 (3-4): 1729-46. <https://doi.org/10.1007/s00704-018-2686-z>.
 32. Oulebsir, Rafik. 2017. « Etude comparative entre les algorithmes d'optimisation globale appliqués aux modèles Pluie-Débit ». Ecole Nationale Polytechnique d'Alger.
 33. Ozturk, Tugba, Zeynep Pelin Ceber, Murat Türkeş, et M. Levent Kurnaz. 2015. « Projections of Climate Change in the Mediterranean Basin by Using Downscaled Global Climate Model Outputs: PROJECTIONS OF CLIMATE CHANGE IN MEDITERRANEAN BY USING GLOBAL MODELS ». *International Journal of Climatology* 35 (14): 4276-92. <https://doi.org/10.1002/joc.4285>.
 34. « Regional climate model - Glossary of Meteorology ». s. d. https://glossary.ametsoc.org/wiki/Regional_climate_model.
 35. Schmidt, Gavin A., Reto Ruedy, James E. Hansen, Igor Aleinov, Nadine Bell, Mike Bauer, Susanne Bauer, et al. 2006. « Present-Day Atmospheric Simulations Using GISS ModelE: Comparison to In Situ, Satellite, and Reanalysis Data ». *Journal of Climate* 19 (2): 153-92. <https://doi.org/10.1175/JCLI3612.1>.
 36. Suryanarayana, T. M. V., et P. B. Mistry. 2016. « Principal Component Analysis in Transfer Function ». In *Principal Component Regression for Crop Yield Estimation*, par T.M.V Suryanarayana et P. B Mistry, 17-25. SpringerBriefs in Applied Sciences and Technology. Singapore: Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-10-0663-0_2.
 37. « Unidata | NetCDF ». s. d. Consulté le 8 juillet 2021. <https://www.unidata.ucar.edu/software/netcdf/>.
 38. U.S. Global Change Research Program, D.J. Wuebbles, D.W. Fahey, K.A. Hibbard, D.J. Dokken, B.C. Stewart, et T.K. Maycock. 2017. « Climate Science Special Report:

- Fourth National Climate Assessment, Volume I ». U.S. Global Change Research Program. <https://doi.org/10.7930/J0J964J6>.
39. USGCRP. s. d. « Climate Science Special Report ». U.S. Global Change Research Program, Washington, DC. <https://science2017.globalchange.gov/chapter/4/>.
 40. Wang, Yuqing, L. Ruby Leung, John L. McGREGOR, Dong-Kyou Lee, Wei-Chyung Wang, Yihui Ding, et Fujio Kimura. 2004. « Regional Climate Modeling: Progress, Challenges, and Prospects ». *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II* 82 (6): 1599-1628. <https://doi.org/10.2151/jmsj.82.1599>.
 41. « What is a GCM? » s. d. https://www.ipcc-data.org/guidelines/pages/gcm_guide.html.
 42. Wigley, T. M. L., P. D. Jones, K. R. Briffa, et G. Smith. 1990. « Obtaining Sub-Grid-Scale Information from Coarse-Resolution General Circulation Model Output ». *Journal of Geophysical Research* 95 (D2): 1943. <https://doi.org/10.1029/JD095iD02p01943>.
 43. « Xarray: N-D Labeled Arrays and Datasets in Python ». s. d. Consulté le 8 juillet 2021. <https://xarray.pydata.org/en/latest/index.html>.
 44. Zeroual, Ayoub, Ali A. Assani, Mohamed Meddi, et Ramdane Alkama. 2019. « Assessment of Climate Change in Algeria from 1951 to 2098 Using the Köppen–Geiger Climate Classification Scheme ». *Climate Dynamics* 52 (1-2): 227-43. <https://doi.org/10.1007/s00382-018-4128-0>.
 45. Zhang, Da-Lin, Wei-Zhong Zheng, et Yong-Kang Xue. 2003. « A Numerical Study of Early Summer Regional Climate and Weather over LSA-East. Part I: Model Implementation and Verification ». *Monthly Weather Review* 131 (8): 1895-1909. <https://doi.org/10.1175//2572.1>.
 46. Zorita, Eduardo, et Hans Von Storch. 1999. « The Analog Method as a Simple Statistical Downscaling Technique: Comparison with More Complicated Methods ». *JOURNAL OF CLIMATE* 12: 16.