

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI-MOKHTAR-ANNABA UNIVERSITY
UNIVERSITE BADJI-MOKHTAR-ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Faculté des Sciences de l'Ingénierat
Département d'Hydraulique

Année 2016/2017

THESE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de **Doctorat en sciences**

***VARIABILITE CLIMATIQUE ET SCENARIO DU
CHANGEMENT CLIMATIQUE DANS LE NORD EST
ALGERIEN (CAS DU BASSIN VERSANT DE LA SEYBOUSE)***

Spécialité: Hydraulique

Par :

Mr. BALAH BELKACEM

DEVANT LE JURY

PRESIDENT : Mr. DJEMILI LAKHDAR Pr. UNIV : BADJI MOKHTAR - ANNABA
RAPPORTEUR : Mr. AMARCHI HOCINE Pr. UNIV : BADJI MOKHTAR - ANNABA
EXAMINATEUR : Mr. HAMMAR YAHYA Pr. UNIV : BADJI MOKHTAR - ANNABA
EXAMINATEUR : Mr. HOUICHI LARBI Pr. UNIV : HADJ LAKHDAR - BATNA-2
EXAMINATEUR : Mr. SEKIOU FATEH MCA. UNIV : LARBI BEN M'HIDI – O. E. B
EXAMINATEUR : Mr. MAROUF NADIR MCA. UNIV : LARBI BEN M'HIDI – O. E. B

REMERCIEMENTS

Cette thèse est le fruit de quelques années de travail durant lesquelles il m'a été donné de recevoir un grand support de plusieurs personnes.

Je tiens à remercier le professeur Mr : AMARCHI Hocine d'avoir accepté de diriger ce travail avec enthousiasme et une disponibilité sans faille, malgré ses divers engagements surtout professionnels. J'apprécie son investissement et sa confiance qu'il m'a accordé tout au long du suivi de la réalisation de cette thèse. Il m'a toujours accueilli chaleureusement à son bureau au département d'hydraulique de l'université de BADJI MOKHTAR ANNABA ; ses critiques, ses conseils et ses encouragements m'ont permis de mener à bien ce travail.

Mes remerciements vont également à tous les membres du jury, pour avoir accepté d'en faire partie et pour l'intérêt qu'ils ont porté à ce mémoire, à savoir :

Les Professeurs DJEMILI LAKHDAR et HAMMAR YAHIA enseignants au sein du département d'hydraulique de l'université de BADJI MOKHTAR ANNABA.

Le Professeur HOUICHI LARBI enseignant au sein du département d'hydraulique de l'université de L'HADJ LAKHDAR BATNA -2.

Les Professeurs SEKIOU FATEH et MAROUF NADIR enseignants au sein du département d'hydraulique de l'université de LAARBI BEN M'HIDI OUM EL BOUAGHI.

J'exprime ma profonde gratitude envers l'enseignant, Dr : DJADDOU MESSAOUD enseignants au sein du département d'hydraulique de l'université de LARBI BEN M'HIDI OUM EL BOUAGHI, qui a suivi de près l'ensemble de mon parcours et qui m'a, à plusieurs reprises et pour les discussions passionnantes que j'ai eues la chance d'échanger avec lui.

Je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements aux responsables de l'Agence nationale des ressources hydrique de la Wilaya d'Alger et de Constantine et de l'office national de la météorologie de DAR EL BEIDA d'Alger.

Enfin, je remercie mes parents pour le soutien moral et de leurs encouragements, particulièrement mon père, pour la production intellectuelle, les commentaires et de relecture, mes frères et sœurs, ma femme et mes enfants, chacune à sa manière et d'avoir fait preuve de beaucoup de patience et de compréhension dans les moments difficiles.

RESUMES

RESUME (en français)

Cette thèse a pour objectif principal d'étudier les modes de variabilités climatiques particulièrement pluviométriques du bassin versant de la Seybouse.

Pour atteindre cet objectif, cette étude s'est appuyée sur les séries des pluies de vingt quatre stations, postes pluviométriques et hydrométriques qui sont réparties sur la surface étudiée. Pour s'assurer de la réalisation de ce travail dans un meilleur ordre, la thèse s'articule autour de trois grands axes.

Le premier axe est consacré à l'analyse des précipitations sur des périodes bien distinctes d'une station pluviométrique à une autre selon la disponibilité des données. L'utilisation des tests non paramétriques de Wilcoxon s'avère nécessaire à une échelle mensuelle et pluriannuelle. L'étude du régime pluviométrique explique nettement cette variation. L'application du test de normalité pour un jugement d'adéquation à une loi théorique est assurée par l'utilisation des diagrammes quantile-quantile. L'ensemble des résultats indique qu'une grande partie des séries de pluie est adéquats à la loi normale.

Le deuxième axe est étudié la variabilité dans une échelle spatiale et temporelle, les notions de la géostatistique, en faisant un grand pas pour une modélisation spatiale. L'ensemble des résultats montrent que le modèle Gaussien est le mieux adapté pour caractériser les pluies interannuelles. La classification du bassin aux étages climatiques est assurée par l'indice de NICHOLSON. Ainsi, la stationnarité et les tendances des séries de pluie sont vérifiées par des techniques usuelles à savoir : filtre passe-bas de Hinning d'ordre 2, Pettitt (1979), rangs de Spearman, Von Neumann et Buishand (1982-1984).

Le troisième axe est de la réponse à la question du scénario de changement du climat par la pratique de la prévision avec les réseaux de neurones artificiels pour prédire les pluies moyennes mensuelles. Pour ce faire, les modèles proposés ont été construits, entraînés, testés et validés avec le logiciel MATLAB 2014a. Les variables d'entrées varient de 8 à 11 selon la disponibilité des données de chaque station pour chaque mois, et la sortie du modèle des pluies dites prédites. L'ensemble des résultats de la modélisation, montrent une fiabilité très satisfaisante à la prédiction des pluies avec les modèles adaptés des quatre stations synoptiques choisies, à l'exception, des mois de Décembre et Juin respectivement pour les deux stations de Pont Bouchet et Bouhadjar. Concernant les modèles de prédictions pour les deux mois de Février et Mai de la station de Bouhadjar, ils sont acceptés mais avec quelques réserves.

Mots clés : échelle spatiale, échelle temporelle, pluies, variabilité, prédiction, réseaux de neurones artificiels.

RESUME (en Anglais)

ABSTRACT

This thesis deals principally with the study of climate variability methods, particularly rainfall of the Watershed Seybouse.

To achieve this aim, we based our study on rain series of twenty four rain and hydro- metric stations distributed on the studied surface. And to ensure the realization of this work in the best order, the thesis leans on three main axes.

The first axis is dedicated to the analysis of precipitations on distinct periods from one rainfall station to another according to data availability. The use of Wilcoxon's non-parametric tests proves necessary for a monthly and multiannual data. The study of rainfall pattern explains clearly this variation. The application of normality test, for an adequacy judgment in a theoretical law, is ensured by the use of Quantile- Quantile diagrams. The whole results indicate that a large part of rain series is adequate to the normal law.

The second axis studies variability in a spatial and temporal scale geostatistics concept- making a big step for a spatial modeling. The whole results show that the Gaussian model is most suitable to characterize the inter-annual rains. The classification of the basin in climate layers is provided by the index of NICHOLSON. The stationary and rains series trends are verified by standard techniques namely: low-pass filter of order Hinning 2 Pettitt (1979), Spearman rank, Von Neumann and Buishand (1982-1984).

The third axis is the answer to the question of the climate change scenario through the practice of forecasting with artificial neurons networks, to predict monthly rain average. For this, the proposed patterns were built, trained, tested and validated with MATLAB software 2014a. Input variable are varied from 8 to 11 according to data availability for each station on each month, and the output pattern of rains called predicted. The whole modeling results show a very satisfactory reliability of rains prediction with the adapted patterns of the four selected synoptic stations, excepting the months of December and June respectively for the tow Pont Bouchet and Bouhadjar stations.

The prediction patterns for the two months of February and May in Bouhadjar station are reservedly accepted.

Keywords: scale spatial, scale temporal, rainfall, variability, prediction, artificial neural networks.

RESUME (en Arabe)

المخلص

إن الهدف من هذه الأطروحة هو دراسة أنماط التغيرات المناخية بالأخص كميات الأمطار المتساقطة في الحوض الهيدروغرافي لسيبوس.

من أجل بلوغ هذا الهدف قمنا بالارتكاز على مجموعة من السلاسل الزمنية لأربعة و عشرون محطة قياس الأمطار بالإضافة إلى المحطات الهيدرومترية المنتشرة عبر كامل المحيط المراد دراسته. ومن أجل ضمان إنجاز هذه الدراسة علي أحسن وجه، ارتأينا أن يكون تقسيم الأطروحة إلى ثلاثة محاور أساسية.

المحور الأول خصص لتحليل كميات الأمطار المتساقطة خلال فترات متميزة لمحطات قياس الأمطار وهذا علي حسب توفر المعطيات. إن الاختبارات الغير معلميه ل Wilcoxon تؤكد أهميتها خلال السلم الشهري و سلم السنوات المتعددة. إن دراسة نظام كمية الأمطار المتساقطة تبين بوضوح هذا التغير. تطبيق اختبارات التسوية من أجل إقرار التوافق مع ما هو قانون نظري باستعمال بيانات quantile- quantile. معظم النتائج المتحصل عليها تبين أن هناك جزء كبير من السلاسل الزمنية للأمطار توافق القانون normale.

المحور الثاني يدرس التغير في السلم الزماني و المكاني. إن المفاهيم الجيوستاتيسيتيكية تقوم بخطوات كبيرة من أجل إنشاء نموذج مكاني. معظم النتائج تبين أن النموذج من النوع Gaussien هو الأكثر تكيفا في وصف الأمطار المتساقطة لسنوات متعددة .

إن تقسيم الحوض إلى طوابق مناخية تم بواسطة معامل NICHOLSON . بالإضافة إلى أن دراسة استقرار و اتجاه السلاسل الزمنية للأمطار تم حسب القوانين و التقنيات المعروفة نذكر منها (1979) Pettitt , VonNeumann , rangs de Spearman و (1982-1984) Buishand و filtre passe bas de Hinning d'ordre 2.

المحور الثالث هو إجابة عن إشكالية سيناريو التغير المناخي و هذا بتطبيق طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية بغية التنبؤ بكمية الأمطار المتوسطة خلال شهر. لهذا الغرض , كل النماذج المقترحة تم تدريبها , اختبارها و المصادقة عليها و هذا بالاستعانة ببرنامج MATLAB R2014a. كل المتغيرات التي من شأنها أن تدخل في البرنامج تختلف من 8 إلى 11 متغير وهذا علي حسب توفر المعطيات علي مستوى كل محطة قياس الأمطار لكل شهر و النتائج و التي تخرج من النموذج متمثلة في كمية الأمطار المنتبأ بها. جل النتائج المتحصل عليها من النماذج تبين أنها ذو نجاعة عالية الرضا لتنبأ كميات الأمطار هذا باستعمال النماذج المناسبة للمحطات الأربعة الشاملة المختارة لقياس الأمطار , باستثناء شهر ديسمبر و جوان علي التوالي للمحطتين PONT Bouchet و BOUHADJAR. فيما يخص نموذجي التنبؤ لشهري فيفري و ماي للمحطة المسماة BOUHADJAR مقبولان لكن مع وجود بعض التحفظات.

الكلمات المفتاحية السلم الزماني – السلم المكاني – الأمطار – التغير – التنبؤ – الشبكات العصبية الاصطناعية.

SOMMAIRE

Remerciements	1
RESUME (en français)	2
RESUME (en anglais).....	3
RESUME (en Arabe)	4
Sommaire.....	5
La Liste des figures.....	8
La Liste des tableaux	9
La Liste des abréviations.....	12

INTRODUCTION GENERALE

1. Climat.....	13
2. Changement climatique.....	14
3. Variabilité climatique.....	14
4. Remarque importante sur la différence entre variabilité et changement climatique.....	15
5. Modélisation hydrologique.....	15
6. Problématique	15
7. Méthode et plan de travail	15
8. Description des caractéristiques de la zone d'étude	16

CHAPITRE -- I --

TRAITEMENT ET ETUDE DES PRECIPITATIONS

I.1 L'ensemble des études sur la pluviométrie en Algérie	17
I.2 Historique de réseau pluviométrique et sources de données	18
I.3 Choix des stations pluviométriques.....	19
I.4 Contrôle de la qualité des données et homogénéisation.....	22
I.4.1 Homogénéisation des données	23
I.4.1.1 Test non paramétrique de Wilcoxon à l'échelle mensuelle.....	24
I.4.1.1.1 Critique et commentaire sur les données	29
I.4.1.1.2 Comblement et extension des lacunes des pluies par la méthode de régression linéaire	30
I.4.1.1.3 Confiance à accorder à l'échantillon.....	32
I.4.1.2 Vérification de l'homogénéisation des séries des pluies inter annuelle par test de Wilcoxon.....	46
I.4.2 Etude des caractéristiques des pluies.....	47
I.4.2.1 Considérations théoriques.....	47
I.4.2.2 Régime pluviométrique	51
I.5 Corrélation : pluies inter annuelles et altitudes	52
I.6 Situations favorisant la stationnarité des précipitations	53
I.6.1 Vérification du caractère aléatoire des séries pluri annuelles.....	53
I.6.2 Test de normalité.....	54
Conclusion	59

CHAPITRE -- II --

ETUDE ET ANALYSE DE LA VARIABILITE CLIMATIQUE

II.1 Introduction	60
II.2 Quelques définitions.....	60
II.2.1 Rupture.....	61
II.2.2 Tendence	61
II.2.3 Le cycle	61
II.2.4 Irrégularité.....	62
II.3 Variabilité pluviométrique.....	62
II.3.1 Description de la variabilité pluviométrique du bassin de la Seybouse.....	63
II.3.1.1 Variabilité spatiale	63
II.3.1.1.1 Analyse géostatistique de la pluviométrie	64
II.3.1.1.2 Méthodologie de construction d'un variogramme.....	64

II.3.1.1.3	Résultats et discussions	65
II.3.1.2	Variabilité temporelle à partir de vingt quatre postes pluviométriques	67
II.3.1.2.a	Variables centrées réduites : indice de NICHOLSON	68
II.3.1.2.b	Carte de la pluviométrie pluri annuelle.....	72
II.3.2	Variations saisonnières : indice saisonnier	72
II.3.3	Analyse de la variabilité des séries des pluies pluri annuelle.....	75
II.3.3.1	Vérification de caractère aléatoire.....	75
II.3.3.2	Méthodes utilisées dans l'analyse des séries pluviométriques et détection des ruptures de stationnarité	75
II.3.3.3	Conditions d'application des méthodes	76
II.3.3.4	Méthodes retenues dans l'étude	77
II.3.3.5	Filtre de passe Bas de Hinning.....	77
II.3.3.6	Aspect théorique de test de Von Neumann (Von Neumann Ratio Test).....	83
II.3.3.7	Aspect théorique des tests des rangs de Kendall (Kendall Rank Correlation Test).....	85
II.3.3.8	Aspect théorique de test des rangs de Spearman (Spearman Rank Correlation Test).....	87
II.3.3.8.a	Pour un nombre d'observation ≥ 20	87
II.3.3.8.b	Pour un nombre d'observation < 20	88
II.3.3.9	Test de Pettitt [Pettitt, 1979]	92
II.3.3.10	Test de Buishand (1982-1984)	94
II.3.3.11	Test d'autocorrélation de type portemanteau de Ljung-Box	97
II.4	Etude des paramètres de climat.....	103
II.4.1	Variation des températures et régime thermique.....	104
II.4.2	le vent.....	105
II.4.3	L'insolation.....	106
II.4.4	Humidité.....	107
II.4.5	Evaporation.....	108
Conclusion	108

CHAPITRE -- III --

PRÉVISION ET SCENARISATION HYDROLOGIQUE DES PLUIES MENSUELLES PAR LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

III.1	Généralités.....	110
III.2	Scénario climatique.....	111
III.3	Jeu d'organisation des stations météorologiques entre elles	111
III.4	Caractéristiques des prévisions	113
III.5	Définition de la période et échéances de prévision	114
III.6	Prévision des séries chronologiques des pluies.....	115
III.6.1	Prévision du point	116
III.6.2	Prévision de l'intervalle de confiance.....	116
III.6.3	Prévision par densité	116
III.6.4	Prévision probabiliste.....	116
III.7	Méthodes et choix d'une technique pour la prévision	117
III.8	Méthodologie de la prévision par les réseaux de neurones artificiels RNA	117
III.8.1	Définition.....	118
III.8.2	Réseaux non bouclés et réseaux bouclés	118
III.8.2.a	Réseaux non bouclés	118
III.8.2.b	Réseaux bouclés	118
III.8.3	Structure du réseau.....	119
III.8.4	Connections entre les neurones.....	120
III.8.5	Perceptron Multicouche (PMC)	120
III.8.6	Apprentissage	122
III.9	Collecte des données	122
III.10	Optimisation de réseau neuronal	124
III.11	Application les réseaux de neurones artificiels sur les séries des pluies mensuelles	125
III.12	Interprétation des résultats.....	131
Conclusion	142

Conclusion générale.....	143
Perspectives.....	144
BIBLIOGRAPHIE.....	145
ANNEXE – I -.....	150
ANNEXE - II-.....	152
ANNEXE - III-.....	154
ANNEXE - IV-.....	156
ANNEXE - V-.....	168

LISTE DES FIGURES

Figure .1 : Situation géographique du bassin versant de la Seybouse.	16
Figure I. 1 : Localisation des stations pluviométrique dans le bassin versant.....	23
Figure I. 2 : Répartition des totaux des pluies inter mensuelles en fonction des mois.	51
Figure I. 3 : Relation pluies pluri annuelles et altitudes des stations pluviométriques	52
Figure I. 4 : Diagrammes quantiles- quantiles le mieux adapté aux pluies pluri annuelles d'ensemble des stations pluviométriques du bassin versant de la Seybouse.	55
Figure II. 1: Variogramme de type Gaussien des pluies inter annuelles dans la direction Nord- Sud.....	67
Figure II. 2 : (a-b-c-d-e-f) : Indices pluviométriques de l'ensemble des stations étudiés échelonnés dans la direction Nord pour des périodes non communes (1952-2009).	70
Figure II. 3 : Carte des Isohyètes en 3D des pluies inter annuelles de bassin versant de la Seybouse.....	72
Figure II. 4 : Lissage des pluies pluri annuelles de l'ensemble des stations pluviométriques de bassin versant de la Seybouse par la méthode des moyennes mobiles pondérées.....	78
Figure II. 5 : Répartition des ruptures pluviométriques dans le bassin versant de la Seybouse par le test de Pettitt et Buishand.....	79
Figure II. 6 : Corrélogrammes d'ensemble des séries des pluies pluri annuelles des stations représentatives du bassin versant de la Seybouse.....	102
Figure II.7 : Variation des : (a) températures moyennes mensuelles, (b) amplitude thermique, (c) température maximales et (d) températures minimales selon les mois des trois stations synoptique de : Annaba, Guelma et Souk Ahras.	104
Figure II.8 : Comparaison de la variation de la durée d'insolation des stations étudiées en heures	107
Figure II.9 : Comparaison de la variation d'Humidité inter annuelle des stations étudiées en (%).	107
Figure II.10 : Comparaison de la variation d'évaporation (mm) pour les stations étudiées.....	108
Figure III. 1 : Représentation d'un réseau de neurone artificiel selon les variables étudiées.....	119
Figure III. 2 : Architecture de modèle de RMC adapté à notre cas.	123
Figure III. 3 : Régressions entre pluies mensuelles observées et prédites des modèles adaptés pour les stations représentatives (Bouhadjar, Pont Bouchet, Guelma et Bordj Sabath) du bassin versant de la Seybouse.	134

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I. 1 : Liste et localité des postes pluviométriques sur bassin versant de la Seybouse.....	19
Tableau I. 2 : Durée d'observation de chaque station/ poste pluviométrique avec des lacunes.....	20
Tableau I. 3 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Septembre.....	25
Tableau I. 4 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois d'Octobre.....	25
Tableau I. 5 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Novembre.....	26
Tableau I. 6 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Décembre.....	26
Tableau I. 7 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Janvier.....	26
Tableau I. 8 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Février.....	27
Tableau I. 9 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Mars.....	27
Tableau I. 10 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois d'Avril.....	28
Tableau I. 11 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Mai.....	28
Tableau I. 12: Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Juin.....	28
Tableau I. 13: Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Juillet.....	29
Tableau I. 14: Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois d'Août.....	29
Tableau I. 15: Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Septembre.....	33
Tableau I. 16: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Septembre.....	33
Tableau I. 17 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois d'Octobre.....	34
Tableau I. 18: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois d'Octobre.....	34
Tableau I. 19 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Novembre.....	35
Tableau I. 20: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Novembre.....	36
Tableau I. 21 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Décembre.....	36
Tableau I. 22: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Décembre.....	38
Tableau I. 23 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Janvier.....	37
Tableau I. 24: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Janvier.....	38

Tableau I. 25 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Février.....	38
Tableau I. 26 : Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Février.....	39
Tableau I. 27 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Mars.....	39
Tableau I. 28: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Mars.....	40
Tableau I. 29 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois d'Avril.....	40
Tableau I. 30 : Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois d'Avril.....	41
Tableau I. 31 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Mai.....	42
Tableau I. 32: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Mai.....	42
Tableau I. 33 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Juin.....	43
Tableau I. 34: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Juin.....	43
Tableau I. 35 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Juillet.....	44
Tableau I. 36: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Juillet.....	44
Tableau I. 37 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois d'Août.....	45
Tableau I. 38 : l'ensemble des résultats pour le mois Août.....	45
Tableau I. 39: Résultats de test de Wilcoxon des pluies inter annuelles.....	46
Tableau I. 40 : Récapitulation des caractéristiques descriptif des séries des pluies inter mensuelles pour les stations représentatives du bassin de la Seybouse mois par mois.....	48
Tableau I. 41 : Vérification de caractère aléatoire des séries des pluies interannuelles.....	53
Tableau II. 1 : Calage des paramètres de modèles d'un variogramme expérimental.....	66
Tableau II. 2 : Valeurs des coefficients saisonniers des séries des pluies pour l'ensemble des stations pluviométriques.....	74
Tableau II. 3 : Résultats de test de Von Neumann sur les pluies pluri annuelles.....	84
Tableau II. 4 : Résultats de test de taux de Kendall sur les séries des pluies pluriannuelles.....	86
Tableau II. 5 : Résultats des Coefficients de Corrélations des rangs de Spearman des pluies pluriannuelles.....	90
Tableau II. 6 : Résultats de test de Pettitt sur les pluies pluri annuelles.....	93
Tableau II. 7 : Résultats de test de Buishand sur les pluies pluri annuelles.....	95

Tableau II. 8 : Nature du vent de moyen inter annuel de chaque station.	106
Tableau III. 1: Procédé de collection des stations météorologiques et pluviométrique.	112
Tableau III. 2 : Coordonnées géographiques des stations météorologiques avec période d'observation.....	113
Tableau III. 3: Liste établie par l'OMM (1987a) des échelles des systèmes de mouvements atmosphériques et des modèles de prévision correspondants	114
Tableau III. 4 : Liste des types de prévisions avec échéance de prévision.	115
Tableau III. 5 : Critères de performance du modèle de pluie.....	124
Tableau III. 6 : Périodes d'apprentissage, validation et test de pour chaque séries des pluies mensuelles du chaque station pluviométrique.....	125
Tableau III. 7 : Dépendance entre stations météorologiques et postes pluviométriques.....	125
Tableau III. 8 : Principaux résultats des critères de performance des modèles RNA de prédiction de la pluie mensuelle pour la station de Guelma.	126
Tableau III. 9 : Principaux résultats des critères de performance des modèles RNA de prédiction de la pluie mensuelle pour la station de Bouhadjar.....	127
Tableau III. 10 : Principaux résultats des critères de performance des modèles RNA de prédiction de la pluie mensuelle pour la station de Pont Bouchet.	129
Tableau III. 11 : Principaux résultats des critères de performance des modèles RNA de prédiction de la pluie mensuelle pour la station de Bordj Sabath.	130

LISTE DES ABREVIATIONS

AEP = Alimentation en eau potable.

A N R H = Agence nationale des ressources hydriques.

ARMA = Modèle autorégressif et moyenne mobile ou aussi modèle de Box- Jenkins, sont les principaux modèles de séries temporelles.

CCNUCC = Convention-cadre des Nations Unies sur les changements climatiques.

FAO = Food Agriculture organisation of the United Nations.

GIEC = Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat.

MCG = Modèle de circulation général

NGA = Niveau géodésique Algérien (m).

RNA = Réseau de neurones artificiels.

ONM = Office national de la météorologie.

PMC = Perceptron multi couche.

X (km), Y (km) et Z(m) = Coordonnées géographiques de LAMBERT.

ZCIT = Zone de convergence inter tropicale.

INTRODUCTION GENERALE

Toute étude climatique ou hydrologique est basée sur l'exploitation de séries de données recueillies pendant des périodes plus ou moins longues continues ou discontinues. Les méthodes statistiques d'analyse de ces séries exigent de celles-ci une homogénéité de leurs composants.

Avant d'aborder l'historique climatique de la zone d'étude de bassin versant de la Seybouse, il est important de définir les termes « climat », « changement climatique » et « variabilité climatique ». Voici les définitions établies par le Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (Houghton et Collab., 2001) [75] :

1. Climat

Le climat peut être considéré, en effet, comme étant un état de l'atmosphère au contact du substratum géographique, et, par conséquent une composante du milieu naturel, nécessairement défini par un espace et des limites [61] ou bien l'ensemble des phénomènes météorologiques (températures, pressions, vents et précipitations) qui caractérisent l'état moyen de l'atmosphère et son évolution en un lieu donné. Le climat dépend de facteurs cosmiques, facteurs locaux et facteurs géographiques.

L'observation de climat nécessite un certain recul, et ne peut se concevoir que sur une période de temps relativement long [8].

La notion de la zone climatique est souvent appliquée aux climats « méditerranéens » [65].

La définition proposée par le petit Larousse correspond cependant à une certaine pratique du climat. En effet, l'étude de climat c'est longtemps apparenté à l'étude des climats en regroupant en grandes classes les climats des différentes régions de la planète. Dans un tel cadre, on s'intéresse effectivement aux propriétés moyennes de l'atmosphère en un lieu [23].

Le climat de notre planète répond bien aux variations saisonnières de l'insolation dues aux petites modifications de l'orbite que la terre décrit autour du soleil [23]. Le climat de l'Algérie est de type méditerranéen caractérisé par une période pluvieuse allant en moyenne de Septembre à Mai et un été sec et ensoleillé [14]. A l'instar des pays de la rive Sud du bassin méditerranéen, L'Algérie fait partie des pays semi-arides les plus exposés au phénomène de changement climatique [10, 41,70].

Le pays a subi une période de sécheresses très sévères avec des augmentations de la température moyenne annuelle variant de 0.65 à 1.45°C entre 1970 et 2004 [10], une moyenne comparable à la hausse moyenne planétaire observée sur la période 1906–2005 [10, 54, 49].

Ainsi, l'Algérie est passée depuis les 30 dernières années à un déficit hydrique sévère et persistant sur plusieurs années, issu d'un déficit pluviométrique évalué à 30% (FAO 2008) [10]. Cette

sécheresse météorologique serait la principale source de tous les problèmes socioéconomiques dans la région, ayant évolué depuis le siècle dernier d'une fréquence tous les dix ans à des fréquences très rapprochées depuis 1975 de l'ordre de six années durant dix ans (FAO 2008) [10].

Dans la littérature scientifique, les changements climatiques sont généralement définis comme les perturbations à long terme des paramètres climatiques habituels tels les températures, les précipitations, les vents etc. caractérisent une région de la terre. Plusieurs études climatiques, particulièrement sur des pluies en Afrique, en région Méditerranéenne (Franquin 1969 et al) [55] et en Algérie [44, 53,78] sont intéressées à l'évolution des pluies aux échelles de temps mensuels et annuels en vue d'une modélisation hydrométéorologique de cette variable. Cette modélisation à un but majeur est la détection de changement climatique précisément pluviométrique.

2. Changement climatique

Le changement climatique réfère à tous les changements du climat qui surviennent au fil du temps, attribuables à des causes naturelles ou à des activités humaines. De même, le GIEC entend toute évolution du climat dans le temps, qu'elle soit due à la variabilité naturelle ou aux activités humaines. Cette définition est différente de celle de la Convention- cadre des Nations Unies sur les changements climatiques (CCNUCC), où l'on entend par changements climatiques « des changements de climat qui sont attribués directement ou indirectement à une activité humaine, altérant la composition de l'atmosphère mondiale et qui viennent s'ajouter à la variabilité naturelle du climat observée au cours de périodes comparables » [66,67].

Le premier rapport du GIEC de 1990 établissant la claire distinction entre (changement climatique) d'origine anthropique et (variabilité climatique) attribuable à des causes naturelles [19]. Le point de départ de cette analyse est la détection d'un signal de changement climatique sur les pluies interannuelles en bassin versant de la Seybouse.

- **Objectif de la thèse**

L'objectif de ce travail de thèse est de la recherche et d'apporter des éléments de réponse aux questions suivantes : Quelle analyse, comment détecter les variations du climat dans les séries hydro climatiques particulièrement pluviométrique, quel est le modèle hydrologique optimal spatial et quel sont les modèles optimaux adaptés pour la prévision des pluies mensuelle ? Chacune de ces questions sera traité indépendamment à l'échelle du bassin versant de Seybouse aux échelles intéressant l'hydrologie dans le but d'une orientation vers les études d'impacts sur les ressources en eau.

3. Variabilité climatique

Elle désigne des variations de l'état moyen et d'autres paramètres statistiques du climat à toutes les échelles temporelles et spatiales au-delà des phénomènes climatiques individuels, ou elle est

représentés par les déviations des valeurs des événements observés par rapport à leur valeur moyenne pour l'état climatique contemporain.

4. Remarque importante sur la différence entre variabilité et changement climatique

Le changement climatique est analysé au travers de l'évolution des températures de surface, mais également d'autres paramètres, comme les précipitations ou la banquise marine. Il est également tenu compte de la variabilité naturelle du climat, qui se distingue du changement climatique lorsque l'on s'intéresse à des échelles de temps beaucoup plus longues [16].

5. Modélisation hydrologique

La modélisation est une représentation sous une forme quelconque d'un objet, d'un processus ou d'un système. On appelle modèle une représentation qui décrit les relations entre les éléments d'un système.

Selon le glossaire international d'hydrologie, un modèle dans la plupart du temps une représentation mathématique d'un bassin, d'un système d'eau, d'une série de données, etc. La communauté scientifique utilise depuis plusieurs décennies des modèles permettant de simuler numériquement le climat [8].

La modélisation hydrologique est un outil très utilisé qui vise à reproduire le comportement hydrologique d'un bassin versant [24].

6. Problématique

La gestion des ressources hydriques dans une large utilisation, nécessite d'anticiper l'information sur la quantité des pluies pour une meilleure optimisation et d'utilisation de la ressource en eau. Pour cela, Il est important d'étudier la variabilité spatio-temporelle des précipitations. Face à la multitude de visions sur le traitement de ce sujet qui s'offre à nous et autres acteurs scientifiques et professionnels des réponses à des questions d'actualité sur le mode de variabilité de climat dans la région du bassin versant de la Seybouse. L'objectif principal de cette thèse est de trouver une réponse à la problématique suivante : l'analyse et la variabilité climatique particulièrement pluviométrique et scénario du changement climatique du bassin versant de la Seybouse.

7. Méthode et plan de travail

La thèse est structurée en trois parties :

- Le chapitre I : de la présente thèse est consacré à des définitions et rappels concernant les techniques d'études des séries des pluies ; nous présentons notamment des considérations méthodologiques pour l'homogénéisation, de normalité et de caractère aléatoire.
- Le chapitre II : consiste à une étude et une analyse de la variabilité climatique particulièrement pluviométrique par des techniques usuelles de détection des ruptures et des tendances dans les séries des pluies afin de définir l'étage climatique de chaque région. Les résultats présentés dans ce chapitre

avec le chapitre « I » sont publiés dans la revue de Synthèse des sciences et technologies de l'université d'Annaba numéro 32 avril 2016 (86-97 (2016)). Ce chapitre sera également l'occasion d'élargir et comparer les résultats avec d'autres études qui sont déjà réalisées sur la partie Nord du continent Africain pour généraliser cette variabilité.

- Le chapitre III intitulé « prévision et scénarisation hydrologique des pluies mensuelles par les réseaux de neurones artificiels » consacré à des définitions et rappels sur les techniques de prévisions des pluies mensuelles et l'adaptation des modèles optimums des pluies par les réseaux de neurones artificiels (RNA).

Ce travail est élaboré sur le bassin versant de la Seybouse de l'Est Algérien avec des séries des pluies du vingt quatre (24) postes et stations pluviométriques.

8. Description des caractéristiques de la zone d'étude

Le secteur d'étude est le bassin versant de la Seybouse de l'Est Algérien (14) qui est le lieu de naissance de plusieurs recherches, études et travaux scientifiques, et c'est une région caractérisée par plusieurs conditions physiographiques, hydro climatiques et environnementales. Il couvre au total environ de 0.288 % de la superficie de l'Algérie, Il s'étend entre les longitudes 6°48'W et 7°59'E, de latitude 35°53' Sud et 36°57' Nord, englobent 68 communes dont 30 sont entièrement incluses.

Le bassin versant prend sa source dans les hautes plaines des SELLAOUA et HARACTA, et finit dans la plaine littorale d'ANNABA se trouvant dans la direction Nord pour se jeter à la Méditerranée dans 0.00m NGA d'altitude dans le point SIDI SALEM. Il s'étend vers le sud sur une distance de 160km. Le bassin draine un ensemble de régions très hétérogènes.

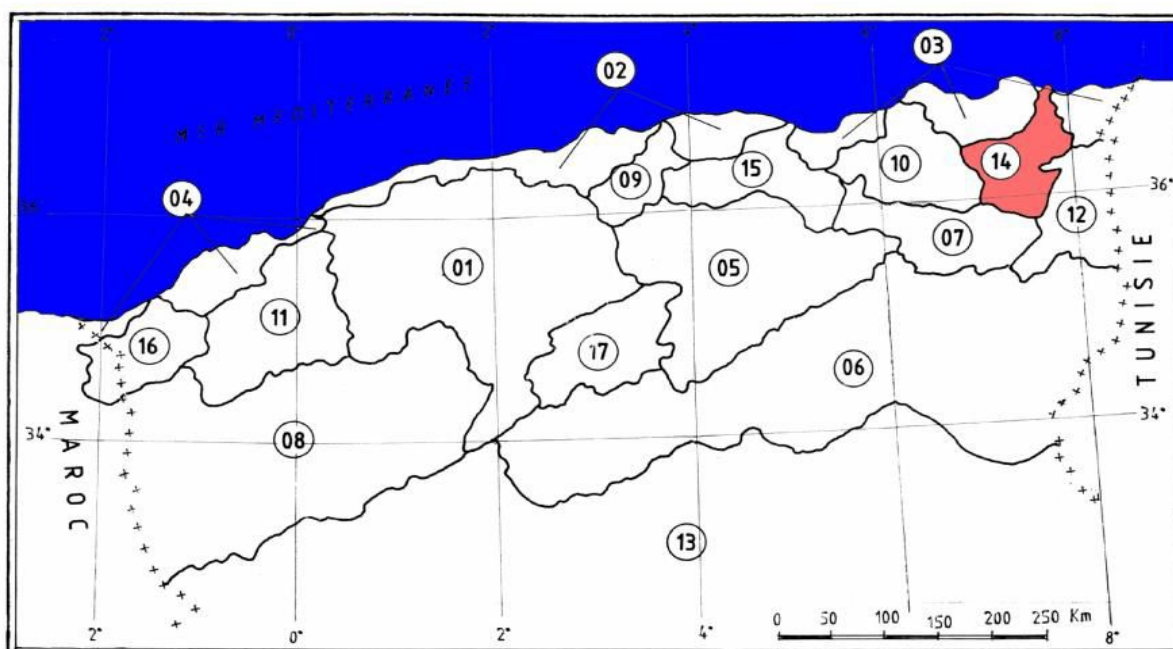


Figure .1: Situation géographique du bassin versant de la Seybouse.

CHAPITRE -- I --

TRAITEMENT ET ETUDE DES PRECIPITATIONS

I.1 L'ensemble des études sur la pluviométrie en Algérie

Aucun travail ne s'accomplit dans la solitude ⁽¹⁾. Pour cette raison, il est indispensable de faire une vision de synthèse sur les travaux précédents, en particulier ceux dont les méthodes et/ou résultats sur l'étude de la pluviométrie.

Tous les auteurs qui ont étudié la pluviométrie en Algérie montrent que la répartition de la pluie subit trois influences : celle de l'altitude, les conditions topographiques de la longitude et enfin celle de l'éloignement à la Mer.

Ainsi, P. Seltzer 1946; Gaussen, 1948; Chaumont et Paquin, 1971; Mébarki, 1982, Ansar, 1999; Mébarki, 2005; Meddi et al, 2007 ont montré que la répartition des pluies en Algérie obéit aux trois lois suivantes [14]:

- La hauteur de pluie augmente avec l'altitude mais elle est plus élevée sur les versants exposés aux vents humides que sur les versants sous le vent ;
- Elle augmente de l'Ouest à l'Est ;
- Elle diminue à mesure que l'on s'éloigne du littoral.

Aissani et Laborde (1983) ont utilisé comme variables explicatives l'altitude et les coordonnées X et Y des postes pluviométriques et procédé à la cartographie des pluies annuelles et maximales dans l'Algérois [48].

Les études de Mébarki (2005), Meddi et al (2007), ont permis d'exprimer des relations quantitatives entre la pluie et les facteurs explicatifs. Meddi et al (2007), appliquées la méthode dite « PLUVIA » aux pluies de l'Ouest algérien, ont fait ressortir les facteurs explicatifs.

Pour l'ensemble de l'Algérie du Nord, la carte pluviométrique de l'Algérie du Nord (réalisée par l'A.N.R.H. en 1993) a permis d'exprimer une relation qui explique la répartition des pluies en fonction des paramètres tels que les X Lambert, les Y Lambert, et l'altitude lisse des postes pluviométriques.

D'autres études sur les pluies annuelles et mensuelles (Touazi 2000, Assaba 2004), ont intégré l'éloignement à la mer comme facteur explicatif dans les régressions multiples. (Touaibia et al, 2006) ont utilisé comme variables explicatives l'altitude (m) et les coordonnées X et Y en km des postes pluviométriques [48]. Ce chapitre a pour objectif de discuter de l'adéquation de différents modèles géostatistiques à la représentation des structures spatiales et temporelles des champs pluvieux. Le choix entre les différents modèles résultera d'un diagnostic relatif à la représentativité du domaine de mesures par rapport aux échelles du phénomène naturel [48].

⁽¹⁾ Michel BEAUD, *L'art de la thèse, la découverte, nouvelle édition* cité en [85].

I.2 Historique de réseau pluviométrique et sources de données

Avant l'indépendance (1962), le bassin versant de la Seybouse possède un réseau pluviométrique relativement dense. Parmi les vingt postes pluviométriques considérés comme anciens mais présentant quelques séries discontinues, neuf seulement fonctionnent après l'indépendance (1962) [9, 75]. De la vision de restructuration à la modernisation des postes pluviométriques du bassin mis en question est la création de nouveaux postes pour agrandir la densité du réseau pluviométrique de la Seybouse est de l'Algérie.

La plupart des stations du bassin ont été arrêtées pendant la guerre d'Algérie, d'autres ont subi des modifications après 1962. Ceci se traduit par des résultats entachés d'erreurs : nombre élevé de lacunes à l'échelle mensuelle et annuelle [14].

En Algérie, les données des précipitations pluviométriques ne sont pas disponibles à des échelles spatio-temporelles fines. En effet, seuls 69 stations de mesure sont implantées sur le territoire national. De plus, ces données ne sont mesurées qu'à l'échelle de la journée, ce qui est insuffisant pour l'étude à une échelle appropriée [47].

Les chroniques pluviométriques et hydrométriques sont issues respectivement grâce à des contacts avec la banque de données des deux organismes publiques à caractère économiques tel que : L'ANRH (Agence nationale des ressources hydrauliques de Constantine et d'Alger), du Ministère des ressources en eau et de l'office national de la météorologie (ONM) d'Alger, du Ministère des transports au pas de temps mensuel. La quantité d'information retenue varie beaucoup d'un poste pluviométrique à un autre. Ce dernier présente des tailles différentes avec bien sûre l'existence de quelques lacunes : c'est à dire des séries des pluies plus longues allant de 1947 à 2009 : exemple typique, cas de la station pluviométrique de Ain Barda, et des séries des pluies plus courtes qui s'étendent de 1981 à 2005 : exemple de la station d'El Karma (voir le détail sur le tableau I. 1). A cet égard, on a rencontré deux types de problèmes dans l'étude de la variabilité des pluies sur la totalité de la surface à étudier : l'une sur l'inhomogénéité des stations et l'autre sur l'homogénéité des séries d'observations.

Vue la faible densité de stations pluviométrique de mesure des pluies: 20 sont situées à l'intérieure du bassin et 06 sur les bassins voisins ce qui correspond à un (01) poste pour 286 km² à l'exclusion de 2 postes pluviométriques tels que les stations de Tamalouka et Ain Abid pour des considérations techniques. Nous retenons tous les postes pluviométriques, malgré l'existence de quelques postes qui possèdent de courtes séries d'observations avec une forte dispersion géographique dans le réseau : certaines zones montagneuses du bassin sont dépourvues en postes pluviométriques.

Afin de décrire plus finement la variabilité du climat et aussi de permettre une reconstitution des données manquantes dans des régions homogènes, on a exclu toutes les stations ayant moins de 10 ans d'observation. On a pris en compte le réseau pluviométrique disponible sur le bassin de la Seybouse ainsi que les stations frontalières, soit au total 24 postes, nous avons choisi a partir d'un

réseau de 24 stations, seules les stations de base ou l'hypothèse d'homogénéité est à vérifier. Le choix des stations repose sur les critères suivants [3] :

- la représentativité spatiale ;
- la représentativité temporelle ;
- faible pourcentage de valeurs manquantes.

I.3 Choix des stations pluviométriques

Les données nécessaires pour réaliser cette thèse sont principalement les données des précipitations.

Il faut admettre que l'opération de maximisation de l'information sur les séries est une recommandation de l'office national et internationale de la météorologie.

Presque pas de choix particulier sur les stations pluviométriques qui ont été sélectionnées, la seule particularité est la longueur des enregistrements pluviométriques disponibles et de leurs positions géographiques sur le territoire de la Seybouse, afin de couvrir au mieux l'ensemble de la région d'étude et les différentes influences climatiques. Vingt quatre stations ont été sélectionnées sur la région du bassin versant de la Seybouse (tableau I. 1) dans les six wilayas qui la constituent. Sur ces stations nous disposons d'enregistrements, d'observations dont la taille variant de 18 à 57 ans. La densité de ces stations n'est pas uniforme en allant du Nord au Sud.

Tableau I.1: Liste et localité des postes pluviométriques sur bassin versant de la Seybouse

n°	Nom station	code	coordonnées des postes pluviométriques		
			X (km)	Y (km)	Z (m)
1	AIN BABOUCHE	140109	905	303,1	860
2	AIN MAKHLOUF	140205	908,8	337,4	830
3	BEKOUCHE LAKHDAR	31102	898,999	386,205	-
4	BERRICHE	140103	921,85	300,5	800
5	BOUATI MAHMOUDE	31105	914,15	375,6	150
6	BOUHADJAR (Bordj Djilet)	31503	984,2	369,75	300
7	Mechta CHEIKH RABAH	140113	909,2	310,05	865,5
8	GUELMA LYCEE MBM	140412	924.1	361.4	280
9	HELIOPOLIS	140403	924,841	366,79	-
10	KSAR SBAHI	140104	910,5	319	860
11	MDAOUROCH	120403	960,85	320,65	870
12	MEDJAZ AMAR	140313	913,054	359,067	-
13	PONT BOUCHET	140631	949,976	402,826	-
14	MECHROHA	140502	961,15	351,55	750
15	EL KARMA	140609	943,694	394,665	-
16	KEF MOURAD	140611	953,298	389,544	-
17	HAMMAM N'BAILS	140503	943,7	347,5	460
18	DJEBEL REGHISS	140118	900,1	299,2	1600
19	BOUKHAMOUZA	140607	950,64	374,621	-
20	BOUCHEGOUF	140505	949.15	362.2	110
21	BORDJ SABATH	140302	889.1	355.1	525
22	BERRAHAL	31302	923,205	403,423	-
23	AIN SETTARA	140105	922.5	318.5	740

24	AIN BERDA	140606	937.6	387.75	73
----	-----------	--------	-------	--------	----

Nous avons généralement choisi des stations uniques, c'est-à-dire que les séries des pluies sont obtenues à partir de la même station, et non pas en combinant deux ou plusieurs stations voisines. La période d'observation est reportée dans le tableau I. 2.

Tableau I. 2 : Durée d'observation de chaque station/ poste pluviométrique avec des lacunes

année	Nom et numéro de la station pluviométrique																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
	Ain Barda	Ain Makhlouf	Héliopolis	Guelma	Medjaz Amar	Bouhegouf	Boukhamouza	Ain Settara	Hmmam N'blaïs	Kaf Mourad	Ksar sbihi	Bouatti Mahmoud	Pont Bouchet	Berriche	Ain Babouche	Cheikh Rabah	Bordj Sabath	Bakouch Lakhdar	Bouhadjar	Mdaouroch	El Karma	Berrahal	Djabal R' ghiss	Mdaouroche
1946																								
1947																								
1648																								
1949																								
1950																								
51																								
52																								
53																								
54																								
55																								
56																								
57																								
58																								
59																								
1960																								
61																								
62																								
63																								
64																								
65																								
66																								
67																								
68																								
69																								
1970																								
71																								
72																								
73																								
74																								
75																								
76																								
77																								

I.4 Contrôle de la qualité des données et homogénéisation

Toutes les données ont subies un contrôle et critique statistique basée sur la technique d'homogénéisation.

Le contrôle de la qualité a pour but d'identifier et d'ajuster les valeurs climatiques mensuelles et annuelles incorrectes qui peuvent nuire au calcul d'indices climatiques. Ces erreurs peuvent survenir lors de la saisie des données ou durant les conversions d'unités.

Les séries des précipitations de la Seybouse ont été obtenues auprès d'A.N.R.H de Constantine et d'Alger et du O.M.N d'Alger. Elles sont incomplètes et non contrôlées. Quelques lacunes ont été comblées, par régression simple, à partir de la station voisine dont les données sont hautement corrélées [15].

L'homogénéisation a quant à elle pour but de détecter et d'ajuster les variations non climatiques qui peuvent se traduire par des points de rupture dans les séries chronologiques [7]. Ces variations sont souvent causées par les changements d'instruments, d'observateurs, de procédures et d'emplacements de la station ; et elles peuvent nuire à l'évaluation des tendances calculées à partir d'indices climatiques.

Par ailleurs, en vue de s'assurer de la fiabilité des données, les séries mensuelles des précipitations sont été soumises à des tests ⁽²⁾ permettant la détection des valeurs aberrantes [15]. Le contrôle de la qualité et l'homogénéisation ⁽³⁾ des séries s'est faits à partir des tests (selon leur objet). Le but recherché, est la préparation des échantillons de pluies moyennes inter annuelles pour le bassin de la Seybouse afin de les analysées et dégagé les tendances avec des caractéristiques climatiques de la région [9].

⁽²⁾ On peut classer les tests soit selon leur objet (but) ou selon leurs propriétés mathématiques.

On peut distinguer les tests d'ajustement, de conformité, d'homogénéité et d'autocorrélation.

⁽³⁾ Le terme homogénéisation désigne la correction de séries de données climatiques contaminées par des ruptures artificielles.

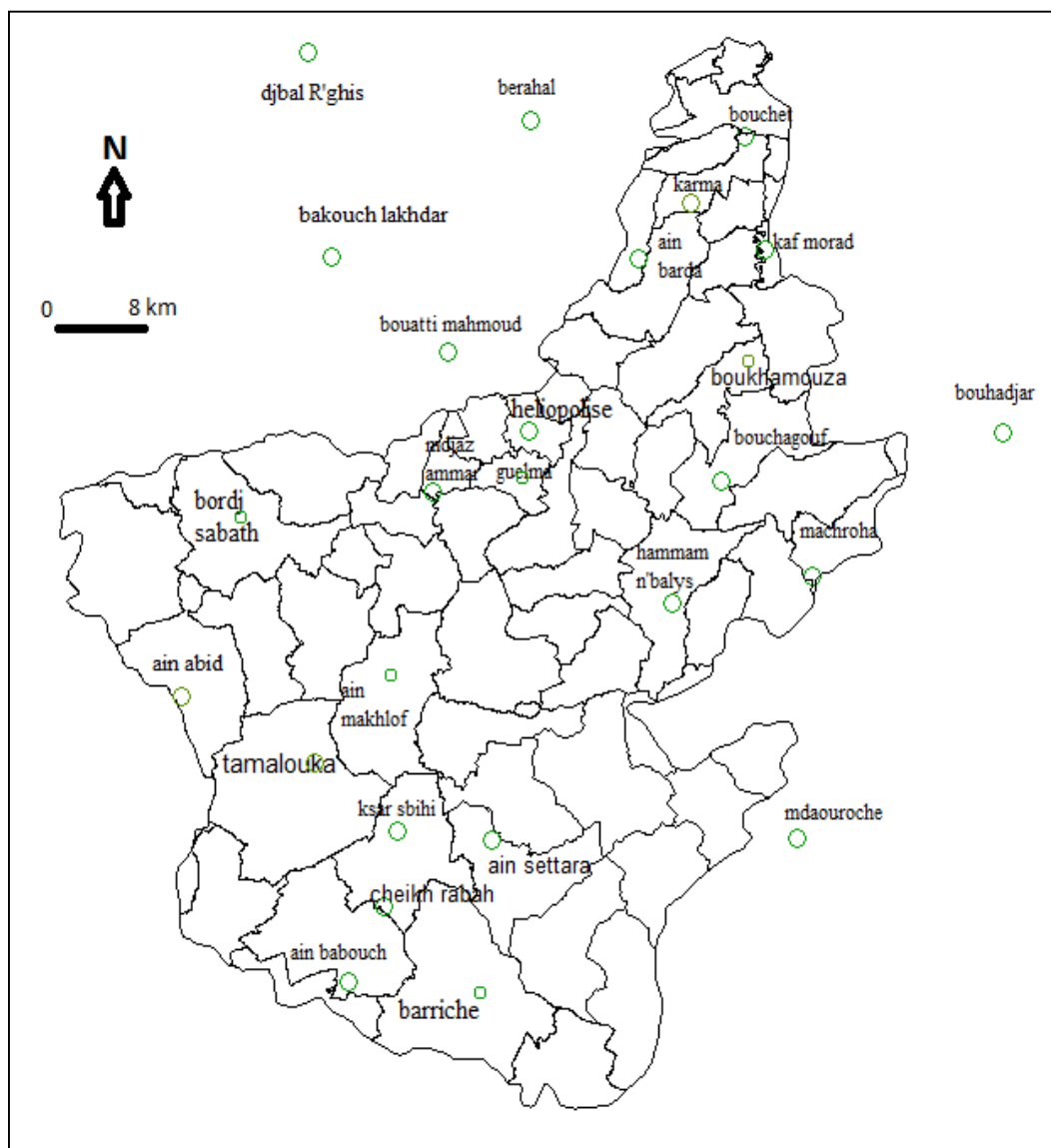


Figure I. 1 : Localisation des stations pluviométriques dans le bassin versant.

I.4.1 Homogénéisation des données

Pour résoudre le problème de fiabilité des données, l'emploi d'outils statistiques et graphiques est nécessaire pour contrôler la qualité des échantillons pluviométriques, climatiques et déceler l'anomalie qui pourrait les affecter en vue de leur homogénéisation. Cette dernière opération est indispensable si l'on veut déterminer de façon plus ou moins précise les caractéristiques des précipitations [14] et autres facteurs de climats. Nous n'avons pas entrepris un contrôle systématique des relevés journaliers, ou mensuels. Cependant, nous avons établi par le moyen de l'un des tests statistiques suivants "test de Wilcoxon, test Mann-Whitney et double masses une vérification de l'homogénéité [4,46] ensuite par la méthode de la corrélation linéaire, nous avons aussi essayé de reconstituer par extrapolation les données manquantes dans les stations pourvues de lacunes aux niveaux des valeurs mensuelles et annuelles des séries.

La plupart des séries étudiées contiennent des ruptures artificielles introduites par des modifications des conditions de mesure.

En climatologie, une rupture artificielle, causée par des modifications, des conditions de mesure, se désigne par le terme 'inhomogénéité'. Une série est dite 'homogène' lorsque les variations qu'elle contient proviennent uniquement des fluctuations du climat (Conrad, 1948). Dans le cas contraire, on dit que la série est 'inhomogène'. Le processus de détection et de correction des ruptures d'origine non climatique se nomme 'homogénéisation' [17].

I.4.1.1 Test non paramétrique de Wilcoxon à l'échelle mensuelle

- Exposé de la méthode

Le test de Wilcoxon est le plus efficace pour pouvoir détecter et corriger les anomalies ou les valeurs erronées [4].

C'est un test non paramétrique qui utilise la série des rangs des observations, au lieu de la série de leurs valeurs.

Si l'échantillon (de pluie par exemple) X est issue d'une même population Y, l'échantillon X U Y (union de X et de Y) en est également issu.

On procède ainsi:

Soit une série d'observation de longueur N à partir de laquelle on tire deux échantillons X et Y : N_1 et N_2 sont respectivement les tailles de ces échantillons, avec $N = N_1 + N_2$ et $N_1 \leq N_2$. Pour des sous-échantillons de tailles strictement supérieures à 10 ($N_1 > 10$, $N_2 > 10$), on peut montrer que la variable suit approximativement une distribution normale [37].

Par suite on classe les valeurs de notre série par ordre croissant. Enfin, nous ne nous intéresserons qu'au rang de chacun des éléments des deux échantillons dans cette série. Si une valeur se répète plusieurs fois, on lui associe le rang moyen correspondant.

On calcule ensuite la somme W_x des rangs des éléments du premier échantillon dans la série commune: $W_x = \sum \text{Rang } x$.

Wilcoxon a constitué une série homogène, la quantité W_x est comprise entre deux bornes W_{\max} et W_{\min} donnée par les formules suivantes:

$$W_{\min} = \frac{(N_1 + N_2 + 1) \cdot N_1 - 1}{2} - Z_{1-\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{N_1 \cdot N_2 (N_1 + N_2 + 1)}{12}}$$

$$W_{\max} = (N_1 + N_2 + 1) \cdot N_1 - W_{\min}$$

$Z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ Représente la valeur de la variable centrée réduite de la loi normale correspondante

à $1 - \frac{\alpha}{2}$ [au seuil de confiance de 95% nous avons $Z_{1-\frac{\alpha}{2}} = 1,96$.

Nous utilisons le test de Wilcoxon pour vérifier l'homogénéité des données mensuelles (mois par mois) des précipitations dans toutes les stations possédant des séries continues, celle-ci sont représentées dans les tableaux ci- dessous au niveau de signification de 5%.

Tableau I. 3 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Septembre

N°	Nom de la station	N ₁	N ₂	\sum Rangx	W _{min}	W _{max}	Observation
1	Ain Babouche	15	23	213	226.37	358.63	inhomogène
2	Guelma	13	25	168	190.12	316.88	inhomogène
3	Héliopolise	17	22	290	270.3	409.7	homogène
4	Hmmam N'baïls	16	23	282	250.85	389.15	homogène
5	Bordj Sabath	17	21	330	264.23	398.76	homogène
6	Ain Makhlouf	21	22	496	402.83	521.17	homogène
7	Bakouch Lakhdar	18	21	345	289.93	430.07	homogène
8	Ksar Sbihi	12	17	150	135.24	224.76	homogène
9	Pont Bouchet	16	17	193	217.09	326.99	inhomogène
10	Mdjaz Amar	11	21	169	131.60	231.40	homogène
11	Mechroha	16	23	303	250.85	389.15	homogène
12	Mdaouroch	14	25	288	212.55	347.45	homogène

Tableau I. 4 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois d'Octobre

N°	Nom de la station	N ₁	N ₂	\sum Rangx	W _{min}	W _{max}	Observation
1	Ain Babouche	16	22	278	245.21	378.79	homogène
2	Guelma	17	21	342	264.24	398.76	homogène
3	Héliopolise	15	23	357	226.37	358.63	homogène
4	Hmmam N'baïls	17	21	347	264.24	398.76	homogène
5	Ain Settara	16	21	328	239.57	368.43	homogène
6	Bakouche Lakhdar	15	24	360	231.60	368.40	homogène
7	Ksar Sbihi	13	16	152	149.81	240.19	homogène
8	Pont Bouchet	15	18	257	200.29	30.971	homogène
9	El Karma	12	15	179	127.43	208.67	homogène
10	Mechroha	18	21	374	289.93	430.07	homogène
11	Mdaouroche	16	23	341	267.83	420.17	homogène

Tableau I. 5 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Novembre

N°	Nom de la station	N ₁	N ₂	\sum Rangx	w _{min}	w _{max}	Observation
1	Ain Babouche	16	22	284	245.21	378.79	homogène
2	Guelma	16	22	317	245.21	378.79	homogène
3	Héliopolise	17	21	339	264.24	398.76	homogène
4	Hmmam N'baïls	16	23	277	250.85	389.15	homogène
5	Bordj Sabath	17	19	324	252.15	376.85	homogène
6	Ain Settara	16	20	287	233.93	358.07	homogène
7	Bakhouche Lakhdar	16	23	323	250.85	389.15	homogène
8	Ksar Sbihi	13	16	175	149.81	240.19	homogène
9	Pont Bouchet	15	18	249	200.29	309.71	homogène
10	Mdjaz Amar	15	17	263	195.10	299.90	homogène
11	El Karma	13	14	193	141.11	222.89	homogène
12	Mechroha	16	23	280	270.30	409.70	homogène
13	Mdaouroch	14	25	305	212.55	347.45	homogène

Tableau I. 6 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Décembre

N°	Nom de la station	N ₁	N ₂	\sum Rangx	w _{min}	w _{max}	Observation
1	Ain Babouche	16	22	257	245.22	378.79	homogène
2	Guelma	18	20	291	283.46	418.54	homogène
3	Héliopolise	17	21	244	264.24	398.76	homogène
4	Hmmam N'baïls	18	20	252	283.46	418.54	homogène
5	Ain Settara	17	19	275	252.15	376.85	homogène
6	Bakhouche Lakhdar	16	22	309	245.21	378.79	homogène
7	Ksar Sbihi	14	25	231	164.59	255.41	homogène
8	Pont Bouchet	15	17	183	195.10	299.90	inhomogène
9	El Karma	13	14	171	141.11	222.89	homogène
10	Mechroha	19	19	278	302.86	438.14	inhomogène
11	Mdaouroche	16	23	263	250.85	389.15	homogène

Tableau I. 7 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Janvier

N°	Nom de la station	N ₁	N ₂	\sum Rangx	w _{min}	w _{max}	Observation
1	Guelma	17	21	282	264.24	398.76	homogène
2	Héliopolise	17	21	319	264.24	398.76	homogène
3	Hmmam N'baïls	15	23	265	226.37	358.63	homogène
4	Bordj Sabath	16	22	284	245.21	378.79	homogène

5	Ain Settara	17	19	340	252.15	376.85	homogène
6	Ksar Sbihi	14	15	188	164.59	255.41	homogène
7	Pont Bouchet	15	17	230	195.10	299.90	homogène
8	Mdjaz Amar	16	16	211	211.50	316.50	homogène
9	El Karma	12	15	161	127.33	208.67	homogène
10	Mechroha	17	21	255	264.24	398.76	inhomogène

Tableau I. 8 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Février

N°	Nom de la station	N ₁	N ₂	\sum Rangx	w _{min}	w _{max}	Observation
1	Ain Babouche	17	20	316	258.19	387.81	homogène
2	Guelma	15	23	319	226.37	358.63	homogène
3	Héliopolise	16	22	346	245.21	378.79	homogène
4	Hmmam N'baïls	17	21	372	264.24	398.76	homogène
5	Bordj Sabath	15	21	273	215.92	339.08	homogène
6	Ain Settara	16	20	360	233.93	358.07	homogène
7	Bakouche Lakhdar	16	21	309	239.57	368.43	homogène
8	Ksar Sbihi	13	16	188	149.81	240.19	homogène
9	Mdjaz Amar	16	16	263	211.50	316.50	homogène
10	El Karma	13	14	179	141.11	222.89	homogène
11	Mechroha	16	22	282	245.21	378.79	homogène
12	Mdaouroche	17	21	377	264.24	398.76	homogène

Tableau I. 9 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Mars

N°	Nom de la station	N ₁	N ₂	\sum Rangx	w _{min}	w _{max}	Observation
1	Ain Babouche	16	21	280	239.57	368.43	homogène
2	Guelma	16	22	360	245.21	378.79	homogène
3	Héliopolise	15	23	318	226.37	358.63	homogène
4	Hmmam N'baïls	16	22	357	245.21	378.79	homogène
5	Bordj Sabath	16	21	351	239.57	368.43	homogène
6	Ain Settara	16	20	334	233.93	358.07	homogène
7	Bakouch Lakhdar	13	24	317	184.89	309.11	homogène
8	Ksar Sbihi	12	15	179	127.33	208.67	homogène
9	Pont Bouchet	14	18	249	178.90	283.10	homogène
10	Mdjaz Amar	15	17	267	195.10	299.90	homogène
11	El Karma	13	14	207	141.11	222.89	homogène
12	Mechroha	17	21	319	264.24	398.76	homogène

13	Mdaouroch	17	21	309	264.24	398.76	homogène
----	-----------	----	----	-----	--------	--------	----------

Tableau I. 10 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois d'Avril

N°	Nom de la station	N ₁	N ₂	\sum Rangx	W _{min}	W _{max}	Observation
1	Guelma	14	24	261	207.73	338.27	homogène
2	Héliopolise	16	22	304	245.21	378.79	homogène
3	Ksar Sbihi	12	15	166	127.33	208.67	homogène
4	Pont Bouchet	14	18	234	178.90	283.10	homogène
5	El Karma	12	15	129	127.33	208.67	homogène

Tableau I. 11 : Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Mai

N°	Nom de la station	N ₁	N ₂	\sum Rangx	W _{min}	W _{max}	Observation
1	Ain Babouche	17	20	259	258.19	387.81	homogène
2	Guelma	13	25	272	189.30	317.70	homogène
3	Héliopolise	16	22	289	245.21	378.79	homogène
4	Hmmam N'baïls	15	23	182	226.37	358.63	inhomogène
5	Bordj Sabath	14	22	246	198.10	319.90	homogène
6	Ain Settara	16	20	317	233.93	358.07	homogène
7	Bakouche Lakhdar	15	23	350	226.37	358.63	homogène
8	Ksar Sbihi	14	15	186	164.59	255.41	homogène
9	Mdjaz Amar	15	17	202	195.10	299.90	homogène
10	El Karma	12	15	154	127.33	208.67	homogène
11	Mechroha	16	22	265	245.21	378.79	homogène
12	Mdaouroch	16	22	343	245.21	378.79	homogène

Tableau I. 12: Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Juin

N°	Nom de la station	N ₁	N ₂	\sum Rangx	W _{min}	W _{max}	Observation
1	Ain Babouche	17	20	289	258.19	387.81	homogène
2	Guelma	16	22	230	245.21	378.79	inhomogène
3	Héliopolise	14	24	270	207.73	338.27	homogène
4	Bordj Sabath	15	21	244	215.92	339.08	homogène
5	Ain Makhlouf	15	28	414	252.58	407.42	homogène
6	Ain Settara	18	18	311	270.55	395.45	homogène
7	Bakouche Lakhdar	16	21	320	239.57	368.43	homogène
8	Ksar Sbihi	13	16	193	149.81	240.19	homogène
9	Mdjaz Amar	15	17	265	195.10	299.90	homogène

10	El Karma	12	15	166	184.75	280.25	homogène
11	Mechroha	14	25	240	212.55	347.45	homogène

Tableau I. 13: Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois de Juillet

N°	Nom de la station	N ₁	N ₂	\sum Rangx	W _{min}	W _{max}	Observation
1	Ain Babouche	16	21	280	239.57	368.43	homogène
2	Guelma	17	21	312	264.24	398.76	homogène
3	Héliopolise	15	23	264	226.37	358.63	homogène
4	Ain Settara	15	21	282	215.92	339.08	homogène
5	Bakouche Lakhdar	16	22	294	245.21	378.79	homogène
6	Ksar Sbihi	13	16	150	149.81	240.19	homogène
7	Mdjaz Amar	16	16	256	211.50	316.50	homogène
8	El Karma	13	14	182	141.11	222.89	homogène
9	Mechroha	16	22	284	245.21	378.79	homogène
10	Mdaouroch	16	22	249	245.21	378.79	homogène

Tableau I. 14: Tests d'homogénéisation des séries des pluies du mois d'Août

N°	Nom de la station	N ₁	N ₂	\sum Rangx	W _{min}	W _{max}	Observation
1	Ain Babouche	17	20	276	258.19	387.81	homogène
2	Guelma	17	21	258	264.24	398.76	inhomogène
3	Héliopolise	18	20	309	283.46	418.54	homogène
4	Hmmam N'baïls	17	21	275	264.24	398.76	inhomogène
5	Bordj Sabath	16	21	228	239.57	368.43	inhomogène
6	Ain Settara	16	20	313	233.93	358.07	homogène
7	Ksar Sbihi	13	16	143	149.81	240.19	inhomogène
8	Pont Bouchet	16	16	323	211.50	316.50	inhomogène
9	Mdjaz Amar	14	19	157	183.69	292.31	inhomogène
10	El Karma	12	16	154	131.28	216.72	homogène
11	Mechroha	17	21	321	264.24	398.76	homogène
12	Mdaouroch	17	21	278	264.24	398.76	homogène

I.4.1.1 Critique et commentaire sur les données

Une vision plus fine et plus approfondie sur toutes les séries des pluies de l'ensemble des postes pluviométriques de la série des tableaux de (I. 3) à (I. 14) pour divers mois de l'année avec l'application du test d'homogénéité de wilcoxon au seuil de confiance de 95%, montre que le mois d'Août domine le nombre des stations inhomogène (6/12) c'est-à-dire ; des ruptures artificielles dans les séries étudiées, causées par des modifications des conditions de mesure, également, le mois de

Septembre marque (3/12) ; ces deux extrêmes valeurs des postes pluviométriques inhomogène sont observées sur la même période (période d'été), puis une homogénéité totale de toutes les séries des pluies des postes pluviométriques pendant le mois d'Octobre et Novembre. A partir de ces deux mois, un retour à la hausse du nombre de poste « inhomogène » est enregistré dans le mois de Décembre avec deux stations pluviométriques c'est-à-dire (2/12). Enfin, les mois de Janvier, Maï et Juin marquent une seule station inhomogène (1/12) pour chacune et le reste des mois par zéro station « inhomogène ».

Ces pourcentages vérifient l'homogénéité des séries des pluies. Ils traduisent et reflètent une fraction plus importante des notions de stationnarité et d'homogénéité ⁽⁴⁾, contrairement à l'inhomogénéité des séries qui sont causées par des modifications et des variations non naturelles dans les réseaux d'observations [20, 35].

Un ordonnancement des noms des stations qui marquent l'inhomogénéité, on compte en premier lieu, les stations pluviométriques de Guelma et Pont Bouchet avec trois mois, en second lieu, les deux postes pluviométriques de Hmham N'baïls et Mechroha avec deux mois et les postes Bordj Sabath, Ksar Sbihi et Mdzaz Amar avec un seul mois.

I.4. 1.1.2 Comblement et extension des lacunes des pluies par la méthode de régression linéaire

L'estimation des valeurs manquantes est une étape nécessaire avant d'aborder la problématique de l'homogénéisation. En effet, la présence de plusieurs valeurs manquantes dans les séries des pluies constitue un handicap majeur pour calculer les valeurs des pluies mensuelles, saisonnières et annuelles. Et par la suite un handicap majeur dans l'homogénéisation des séries de pluies.

Il arrive fréquemment que l'on soit amené à reconstituer des données manquantes. Divers techniques appropriées peuvent être utilisées : la plus part sont fondées sur l'hypothèse d'une corrélation spatiale.

Nous nous proposons de reconstituer les données manquantes. Pour cela, nous avons utilisé la méthode de la régression linéaire [9] bien qu'on soit arrivé à proposer des prévisions [64]. Pour la variable à expliquer Y, et donc combler les lacunes dans les séries à étudier traitant séparément chaque mois de l'année.

⁽⁴⁾ Une série climatique est homogène par rapport à une série voisine lorsque le ratio ou la différence entre les deux séries est distribué aléatoirement autour d'une ligne horizontale sans sauts ni tendances.

Exposé de la méthode

Toutes les séries pluviométriques des différentes stations du bassin versant présentent des lacunes à l'échelle mensuelle, Pour combler ces lacunes dans les stations ayant des séries de pluies discontinues, nous avons procédé à la méthode de régression linéaire. Cette méthode consiste à estimer les valeurs manquantes d'une série pluviométrique lacunaire à partir des observations d'une autre station de série continue et homogène ; sinon, des inhomogénéités dans l'une d'elles pourraient être attribuées à la série de base, ce qui contribue à améliorer la cartographie des isohyètes.

Pour que cette méthode soit efficace, il faut que la régression soit linéaire et que les variables confrontées suivant une loi normale. On estime la variable « y » à partir de la variable « x » par la droite:

$$y = a x + b. \quad (\text{I. 1})$$

y : valeur estimée

a : pente de la droite

b : constante

Il reste donc à établir l'équation de régression liant la station à homogénéiser à la station de base. On utilisera alors la relation I.1 [4,9, 22].

$$\hat{y}_j = r_{xy} \frac{\sigma_y}{\sigma_x} (x_j - \bar{x}_k) + \bar{y}_k \quad (\text{I. 2})$$

Dite aussi la régression de y en x

σ_y : Écart type de y estimé d'après les K années.

σ_x : Écart type de x estimé d'après les mêmes K années.

\bar{x}_k : La moyenne de x estimée d'après les k années de station de base.

\bar{y}_k : La moyenne de y estimée d'après les k années de station de d'observation direct.

r_{xy} : Le coefficient de corrélation entre x et y estimé à partir des k années d'observations communes de x et de y.

Ainsi seront restituées les (n - k) valeurs de y manquantes. Ces estimations « \hat{y}_j » sont les valeurs " les plus probables" de y pour les observés.

Le variable « x » est observé « n » fois de la station de référence, et le variable y observée k fois avec : $n > k$, soit le nombre de couple (x, y), on se propose, à partir de ces couples d'établir la droite de régression de « y » en « x » puis, à partir des valeurs de « x » reconstituer les (n -k) valeurs de « y » non observées.

Pour admettre un coefficient de corrélation à l'extension des séries de pluie mensuelles des stations discontinues, en faisant les matrices ci-dessous qui présentent les coefficients de corrélations de toutes les stations pluviométriques prises deux à deux à l'échelle mensuelle (Septembre à Août) par rapport aux stations de bases. Soulignons que le coefficient de corrélation ⁽⁵⁾ choisi est celui qui prend la valeur maximale dans la colonne de la matrice des tableaux n° I : 15,17,19,21,23,25,27,29,31,33,35 et 37.

Les erreurs dans les séries de mesures pluviométriques modifient le caractère aléatoire des phénomènes et les conditions de leur avènement.

Si ces conditions changent, cela veut dire que les données mesurées ne proviennent pas de la même population, et que la série de mesures n'est pas homogène. Avant de pouvoir étudier statistiquement ces séries il y a lieu donc, au préalable, de les rendre homogènes.

Aussi que la station de référence doit avoir une série homogène continue et voisine de la station à combler en tenant compte des différents facteurs topographiques [9].

4.1.1.3 Confiance à accorder à l'échantillon

La méthode décrite ci-dessus permet donc d'obtenir un échantillon étendu des Y, constitué de K valeurs réellement observées et (n - k) valeurs reconstituées à partir des observations de X.

On ne peut évidemment pas accorder à cet échantillon la même confiance qu'en un échantillon réellement observé. M. VERON a montré qu'en première approximation, on pouvait attribuer la même confiance à cet échantillon étendu de taille « n » qu'à un échantillon réellement observé de taille « n' ». Le calcul de n' dépend de l'efficacité E de la régression calculée. Bernier et Veron [46], ont proposé une formule qui permet d'estimer la période à laquelle on peut attribuer une confiance équivalente à celle de la période observée [22]:

$$E = 1 + \left(1 - \frac{k}{n}\right) \left(\frac{1 - (k-2) \cdot_k r_{xy}^2}{k-3}\right) \quad (\text{I. 3})$$

Le nombre d'années "efficace" ou " fictives "dit aussi l'efficacité de l'extension [E, équation I. 3] d'observation « n' », dans lesquelles on aurait la même confiance que si elle avait été réellement faite pendant « n » est donnée :

On a alors la relation $n' = \frac{k}{E}$.

⁽⁵⁾ Le coefficient de corrélation mesure le degré de dépendance entre deux variables et l'absence de corrélation n'implique pas une absence de dépendance. Comme « r » n'évalue qu'une dépendance linéaire, une relation curvilinéaire étroite n'est pas forcément traduite par une valeur élevée de r. Inversement, l'existence d'une corrélation entre deux variables n'implique pas nécessairement qu'elles soient liées par une relation de cause à effet [60].

Tableau I. 15: Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Septembre.

Station Inhomogène	Ain Barda	Boukhamouza	Boucheougouf	Berriche	Ain Settara	Cheikh Rabah	El Karma	Kef Mourad	Bouatti Mahmoud	Bouhadjar	Berrahal	Djbal Rejniss
Héliopolise	70	64	03	57	50	54	42	33	81	53	48	54
Hmmam N'baïls	73	53	12	55	41	48	46	28	79	63	60	41
Bordj Sabath	59	51	05	42	43	47	39	07	64	35	48	40
Ain Makhlouf	40	04	55	55	59	18	18	32	45	57	01	20
Bakouch Lakhdar	51	44	09	31	31	25	69	17	73	79	52	41
Ksar Sbihi	56	62	32	66	64	66	23	08	38	08	48	50
Mdjaz Amar	68	70	02	50	57	53	52	12	74	38	50	74
Mechroha	58	70	21	57	46	51	44	12	74	51	46	59
Mdaouroch	42	51	001	61	47	66	15	08	63	51	44	52

A partir des stations de base (homogènes et continues) déjà choisies, nous avons comblé toutes les lacunes à l'échelle mensuelle puis annuelle d'après l'équation (I. 2).

En tenant compte de la spécificité de chaque région, des conditions climatiques de chaque domaine, nous avons essayé de regrouper et de mettre en relation cartographiquement les stations qui se corrélaient entre elles, non pas en fonction du coefficient de corrélation annuel le plus élevé mais des coefficients de corrélations à l'échelle mensuelle. Pour combler sans erreurs majeures les lacunes des séries, il faut remplacer la valeur manquante par une moyenne pondérée c'est-à-dire la pondération de chaque mois de l'année [9, 70]. La détection et la correction de ces ruptures sont nécessaires pour construire des bases de données climatiques qui serviront ultérieurement à analyser le signal climatique et suivre son évolution dans le temps.

L'analyse du mois de Septembre, révèle 108 couples de poste pluviométrique dont les valeurs présentent des coefficients de corrélations variant de 0.01 à 0.81 avec une seule valeur qui est significative.

Tableau I. 16: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Septembre.

N°	station	mois de Septembre				
		n	k	$k r_{xy}$	E	n'
1	Ain Barda	64	60	0,73	0,967	62
2	Boukhamouza	39	37	0,70	0,976	38
3	Boucheougouf	62	57	0,55	0,977	58
4	Berriche	62	46	0,66	0,891	52

5	Ain Settara	36	35	0,64	0.989	36
6	Cheikh Rabah	38	37	0,66	0.989	38
7	El Karma	28	27	0,69	0.984	28
8	Kef Mourad	39	37	0,33	0.996	38
9	Bouatti Mahmoud	39	37	0,81	0.967	39
10	Bouhadjar	39	35	0,79	0.937	38
11	Berrahal	39	38	0,60	0.991	39
12	Djbal Reghiss	28	21	0,74	0.865	25

Tableau I. 17 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois d'Octobre.

Station Inhomogène	Ain Barda	Boukhamouza	Boucheougouf	Berriche	Bordj Sabath	Ain Makhlouf	Cheikh Rabah	Mdjaz Amar	Kef Mmourad	Bouatti Mahmoud	Bouhadjar	Berrahal	Djbal Reghiss
Station homogène	0,												
Ain Babouche	30	23	25	24	56	14	46	52	28	34	16	14	71
Guelma	69	42	63	15	61	02	33	62	67	69	69	42	67
Héliopolise	90	74	87	34	79	18	40	81	90	92	81	60	81
Hmmam N'baïls	47	31	60	35	53	11	39	44	48	51	52	54	35
Ain Settara	12	06	24	08	05	20	18	23	21	06	08	007	12
Bakouche Lakhdar	70	56	60	02	66	10	43	59	63	60	68	68	44
Ksar Sbihi	38	43	44	25	61	36	09	72	40	48	46	02	62
Pont Bouchet	60	74	45	24	42	17	26	68	55	69	53	20	71
El Karma	82	79	70	15	78	30	38	86	79	84	62	59	75
Mechroha	15	06	16	47	24	23	35	23	18	12	35	16	05
Mdaouroche	56	46	62	29	66	30	49	61	57	62	64	30	41

Pour le mois d'Octobre, nous disposons de 143 couples de poste pluviométrique dont les valeurs des coefficients de corrélations varient de 0.02 à 0.92 avec 10 valeurs qui sont représentatives.

Tableau I. 18: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois d'Octobre.

N°	station	mois d'Octobre				
		n	k	$k r_{xy}$	E	n'
1	Ain Barda	64	38	0,90	0.673	57
2	Boukhamouza	39	37	0,79	0,969	39
3	Boucheougouf	63	58	0,87	0,94	62
4	Berriche	62	46	0,47	0,948	49

5	Bordj Sabath	38	37	0,79	0,984	38
6	Ain Makhoulf	51	44	0,36	0,985	45
7	Cheikh Rabah	37	36	0,49	0,994	37
8	Mdjaz Amar	32	31	0,86	0,977	32
9	Kef Mmourad	39	38	0,90	0,979	39
10	Bouatti Mahmoud	38	37	0,92	0,978	38
11	Bouhadjar	38	35	0,81	0,949	37
12	Berrahal	39	38	0,68	0,989	39
13	Djbal Reghiss	28	18	0,81	0,774	24

Tableau I. 19 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Novembre.

Station Inhomogène	Ain Barda	Boukhamouza	Boucheougouf	Berriche	Ain Makhoulf	Cheikh Rabah	Kef Mmourad	Bouatti Mahmoud	Bouhadjar	Berrahal	Djbal Reghiss
Station homogène	0,										
Ain Babouche	63	61	62	62	50	65	46	62	41	49	63
Guelma	89	86	89	55	81	53	79	93	62	64	53
Héliopolis	92	89	93	48	86	53	84	94	68	71	53
Hmmam N'baïls	77	68	86	40	80	66	67	91	63	80	61
Bordj Sabath	13	09	10	07	09	13	17	12	09	04	006
Ain Settara	73	60	74	60	73	75	65	71	79	75	55
Bakouche Lakhdar	81	72	81	61	86	54	72	82	71	71	40
Ksar Sbihi	70	67	68	75	64	41	55	71	44	38	18
Pont Bouchet	84	80	75	74	64	60	67	75	64	67	16
Mdjaz Amar	87	86	87	63	78	52	80	94	56	56	48
El Karma	45	33	53	37	22	41	33	33	86	46	51
Mechroha	47	42	49	35	31	23	52	41	48	32	19
Mdaouroch	84	74	87	49	76	64	67	84	69	75	62

Pour le mois de Novembre, nous disposons de 143 couples de poste pluviométrique dont les valeurs des coefficients de corrélations varient de 0.006 à 0.94 avec 29 valeurs présentant une bonne corrélation.

Tableau I. 20: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Novembre.

N°	station	mois de Novembre				
		n	k	$k r_{xy}$	E	n'
1	Ain Barda	64	60	0,92	0,947	64
2	Boukhamouza	38	36	0,89	0,959	38
3	Boucheouf	63	57	0,93	0,918	63
4	Berriche	61	45	0,75	0,855	53
5	Ain Makhoulf	51	46	0,86	0,914	50
6	Cheikh Rabah	38	36	0,66	0,978	37
7	Kef Mmourad	39	38	0,84	0,982	39
8	Bouatti Mahmoud	39	38	0,94	0,977	39
9	Bouhadjar	39	37	0,86	0,962	39
10	Berrahal	39	38	0,80	0,984	39
11	Djbal Reghiss	39	21	0,63	0,832	26

Tableau I. 21 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Décembre.

Station Inhomogène	Ain Barda	Boukhamouza	Boucheouf	Berriche	Bordj Sabath	Ain Makhoulf	Cheikh Rabah	Mdzaz Amar	Kef Mmourad	Bouatti Mahmoud	Bouhadjar	Berrahal	Djbal Reghiss
Ain Babouche	06	79	76	76	77	82	70	55	63	73	74	65	51
Guelma	02	87	90	62	91	83	76	80	87	90	74	74	28
Héliopolise	04	92	94	65	94	89	74	87	84	96	76	76	52
Hmmam N'baïls	08	51	76	17	56	36	62	63	53	57	33	48	22
Ain Settara	16	78	75	69	89	81	82	69	72	73	63	64	36
Bakhouché Lakhdar	18	82	84	53	81	72	67	71	75	89	75	76	29
Ksar Sbihi	15	72	60	75	81	71	62	68	67	85	80	69	34
El Karma	34	86	84	50	82	72	69	78	83	82	60	86	63
Mdaouroche	03	77	81	63	80	76	82	66	74	79	74	72	43

Pour le mois de Décembre, nous disposons de 117 couples de poste pluviométrique dont les valeurs des coefficients de corrélations varient de 0.02 à 0.96 avec 34 valeurs présentant une bonne corrélation.

Tableau I. 22: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Décembre.

N°	station	mois de Décembre				
		n	k	$k r_{xy}$	E	n'
1	Ain Barda	63	61	0,34	0,997	62
2	Boukhamouza	38	36	0,92	0,956	38
3	Boucheougouf	63	59	0,94	0,944	63
4	Berriche	61	45	0,76	0,851	53
5	Bordj Sabath	37	36	0,94	0,976	37
6	Ain Makhlouf	51	46	0,89	0,923	50
7	Cheikh Rabah	38	37	0,82	0,983	38
8	Mdjaz Amar	32	31	0,87	0,977	32
9	Kef Mmourad	38	37	0,87	0,980	38
10	Bouatti Mahmoud	38	37	0,96	0,976	38
11	Bouhadjar	38	36	0,80	0,967	38
12	Berrahal	38	37	0,86	0,981	38
13	Djbal Reghiss	23	16	0,63	0,893	18

Tableau I. 23 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Janvier.

Station Inhomogène	Ain Babouche	Ain Barda	Boukhamouza	Boucheougouf	Berriche	Ain Makhlouf	Bakhoche Iakhdar	Cheikh Rabah	Bouatti Mahmoud	Bouhadjar	Berrahal	Djbal raghiss
Station homogène	0,											
Guelma	16	08	79	51	51	43	74	67	81	59	49	04
Héliopolise	08	11	76	63	56	63	79	63	94	81	77	28
Hmman N'baïls	06	14	66	61	47	54	70	58	67	76	63	16
Bordj Sabath	44	04	09	10	11	20	05	06	05	15	03	16
Ain Settara	11	24	54	54	69	63	59	51	52	74	60	24
Ksar Sbihi	36	09	56	55	38	35	71	70	78	64	59	04
Pont Bouchet	30	07	84	64	66	65	71	53	84	75	79	41
Mdjaz Amar	19	05	79	74	67	46	72	63	82	74	70	62
El Karma	24	14	82	74	58	60	67	54	69	61	77	76

Pour le mois de Janvier, nous disposons de 108 couples de poste pluviométrique dont les valeurs des coefficients de corrélations varient de 0.03 à 0.94 avec 7 valeurs présentant une bonne corrélation.

Tableau I. 24: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Janvier.

N°	station	mois de Janvier				
		n	k	r_{xy}^k	E	n'
1	Ain Babouche	39	37	0,44	0,991	38
2	Ain Barda	63	59	0,24	0,997	60
3	Boukhamouza	38	36	0,84	0,963	38
4	Boucheougouf	63	58	0,74	0,957	61
5	Berriche	61	45	0,69	0,878	52
6	Ain Makhoulouf	51	45	0,65	0,952	48
7	Cheikh Rabah	37	36	0,79	0,983	37
8	Bakhoche lakhdar	38	37	0,70	0,988	38
9	Bouatti Mahmoud	38	37	0,94	0,977	38
10	Bouhadjar	37	35	0,81	0,965	37
11	Berrahal	38	37	0,77	0,985	38
12	Djbal Reghiss	28	21	0,76	0,861	25

Tableau I. 25 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Février.

Station Inhomogène	Ain Barda	Boukhamouza	Boucheougouf	Berriche	Cheikh Rabah	Kef Mourade	Bouatti Mahmoud	Bouhadjar	Berrahal	Pont Bouche	Ain Makhoulouf	Djbal reghiss
Station homogène	0,											
Ain Babouche	57	50	65	55	76	28	56	36	43	64	28	38
Guelma	78	82	86	68	57	60	84	48	67	86	52	20
Héliopolise	80	83	77	83	42	56	94	54	70	81	76	34
Hmmam N'baïls	78	82	87	68	64	59	77	62	72	89	69	40
Bordj Sabath	31	33	29	18	17	05	34	26	40	38	51	26
Ain Settara	47	35	47	70	25	42	53	45	33	40	64	40
Bakouche Lakhdar	85	71	67	46	66	54	74	44	67	77	54	27
Ksar Sbihi	73	71	74	82	51	60	90	49	53	82	63	30
Mdjaz Amar	83	85	84	77	52	70	93	50	71	86	74	46
El Karma	96	92	74	57	63	80	81	60	90	88	72	18
Mechroha	72	68	54	45	29	32	69	61	58	63	46	49
Mdaouroche	62	64	70	55	67	51	54	66	55	79	52	34

Pour le mois de Février, nous disposons de 144 couples de poste pluviométrique dont les valeurs des coefficients de corrélations varient de 0.05 à 0.96 avec 27 valeurs présentant une bonne corrélation.

Tableau I. 26 : Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Février.

N°	station	mois de Février				
		n	k	r_{xy}^k	E	n'
1	Ain Barda	64	60	0,96	0,942	64
2	Boukhamouza	38	36	0,92	0,956	38
3	Boucheouf	63	58	0,87	0,940	62
4	Berriche	53	45	0,83	0,897	51
5	Cheikh Rabah	38	36	0,76	0,970	38
6	Kef Mourade	38	36	0,80	0,967	38
7	Bouatti Mahmoud	38	37	0,94	0,977	38
8	Bouhadjar	36	34	0,66	0,977	35
9	Berrahal	38	37	0,90	0,979	38
10	Pont Bouchet	32	31	0,88	0,976	31
11	Ain Makhoulouf	46	45	0,74	0,988	46
12	Djbal Reghiss	31	24	0,49	0,954	26

Tableau I. 27 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Mars.

Station Inhomogène	Ain Barda	Boukhamouza	Boucheouf	Berriche	Ain Makhoulouf	Cheikh Rabah	Kef Mourade	Bouatti Mahmoud	Bouhadjar	Berrahal	Djbal reghiss
Station homogène	0,										
Ain Babouche	54	69	67	57	60	74	47	54	46	53	76
Guelma	92	77	91	62	78	70	83	87	71	89	02
Héliopolise	87	79	89	64	73	69	76	85	76	82	15
Hmmam N'baïls	75	79	78	46	63	67	70	64	79	74	28
Bordj Sabath	83	70	78	42	79	53	72	79	59	80	19
Ain Settara	77	75	75	75	74	73	81	68	77	82	39
Bakouch Lakhdar	85	71	79	54	56	66	74	85	53	82	20
Ksar Sbihi	74	80	79	55	59	85	72	79	50	76	65
Pont Bouchet	92	82	84	52	54	63	77	93	62	87	33
Mdjaz Amar	81	90	84	47	68	77	77	85	67	83	37
El Karma	87	82	83	57	50	79	83	84	56	88	61
Mechroha	76	76	86	69	64	68	69	65	80	73	12
Mdaouroch	42	42	48	06	51	09	52	31	48	38	13

Pour le mois de Mars, nous disposons de 143 couples de poste pluviométrique dont les valeurs des coefficients de corrélations varient de 0.02 à 0.92 avec 36 valeurs présentant une bonne corrélation.

Tableau I. 28: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Mars.

N°	station	mois de Mars				
		n	k	r_{xy}	E	n'
1	Ain Barda	64	61	0,92	0,947	64
2	Boukhamouza	38	36	0,90	0,958	38
3	Bouchegouf	63	58	0,91	0,935	63
4	Berriche	53	46	0,69	0,939	49
5	Ain Makhlouf	51	46	0,79	0,940	49
6	Cheikh Rabah	37	36	0,85	0,983	37
7	Kef Mourade	38	37	0,83	0,982	38
8	Bouatti Mahmoud	38	37	0,93	0,977	38
9	Bouhadjar	38	36	0,80	0,967	38
10	Berrahal	38	37	0,89	0,979	38
11	Djbal Reghiss	28	21	0,65	0,902	24

Tableau I. 29 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois d'Avril.

El Karma	Pont Bouchet	Ksar Sbithi	Héliopolise	Guelma	Station	
					Inhomogène	Station homogène
34	44	66	52	55	0,	Ain Babouche
62	63	79	76	68		Ain Barda
51	71	55	75	75		Boukhamouza
64	75	84	83	87		Bouchegouf
06	41	89	59	59		Berriche
50	55	76	64	57		Bordj Sabath
67	53	86	81	75		Ain Makhlouf
52	54	85	79	79		Ain Settara
80	76	79	92	91		Bakouche Lakhdar

32	50	76	65	64	Cheikh Rabah
71	76	82	96	94	Mdjaz amar
45	40	59	66	63	Mechroha
89	80	73	91	90	Kef Mourade
79	74	69	95	95	Bouatti Mahmoud
47	63	69	79	81	Mdaouroche
76	75	50	70	71	Bouhadjar
85	75	76	71	74	Berrahal
72	76	71	84	83	Hmmam Nbails
20	59	26	28	41	Djbal raghiss

Pour le mois d'Avril, nous disposons de 95 couples de poste pluviométrique dont les valeurs du coefficient de corrélation varient de 0.06 à 0.96 avec 23 présentant une bonne corrélation.

Tableau I. 30 : Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois d'Avril.

N°	station	mois d'Avril				
		n	k	$k r_{xy}$	E	n'
1	Ain Babouche	37	34	0,66	0,966	36
2	Ain Barda	65	61	0,79	0,962	64
3	Boukhamouza	38	34	0,75	0,942	37
4	Bouchegouf	63	56	0,87	0,916	62
5	Berriche	53	39	0,89	0,792	50
6	Ain Makhlouf	51	45	0,76	0,933	49
7	Cheikh Rabah	37	34	0,86	0,941	37
8	Mdjaz amar	32	31	0,85	0,978	32
9	Bakouche Lakhdar	38	34	0,92	0,911	38
10	Bordj Sabath	38	37	0,76	0,985	38
11	Ain Settara	36	35	0,96	0,974	36
12	Mechroha	38	34	0,66	0,956	36
13	Mdaouroche	38	37	0,91	0,978	38
14	Kef Mourade	38	36	0,95	0,953	38
15	Bouatti Mahmoud	38	37	0,81	0,983	38

16	Bouhadjar	38	35	0,76	0,955	37
17	Berrahal	38	36	0,85	0.962	38
18	Djbal Reghiss	33	19	0,59	0,887	22
19	Hmmam Nbaïls	38	35	0.84	0,945	37

Tableau I. 31 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Maï.

Station Inhomogène	Ain Barda	Boukhamouza	Bouche- gouf	Berriche	Ain Makhlouf	Cheikh Rabah	Pont Bouchet	Kef Mourade	Bouatti Mahmoude	Bouhadjar	Berrahal	Djbal raghiss
Guelma	79	73	83	56	76	64	81	72	71	72	62	35
Héliopolise	82	54	71	45	79	61	81	75	82	62	72	56
Ksar Sbihi	60	39	60	26	55	73	59	60	71	48	76	53
El Karma	92	85	83	06	76	56	92	84	91	60	86	59

Pour le mois de Mai, nous disposons de 48 couples de poste pluviométrique dont les valeurs des coefficients de corrélations varient de 0.06 à 0.92 avec 12 valeurs présentant une bonne corrélation.

Tableau I. 32: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Maï.

N°	station	mois de M aï				
		n	k	r_{xy}	E	n'
1	Ain Barda	64	60	0,92	0.957	63
2	Boukhamouza	38	36	0,85	0.962	38
3	Bouche- gouf	63	58	0,83	0,946	62
4	Berriche	61	45	0,56	0,922	49
5	Ain Makhlouf	50	45	0,79	0,948	48
6	Cheikh Rabah	37	36	0,73	0,986	37
7	Kef Mourade	37	36	0,92	0,977	37
8	Pont Bouchet	32	29	0,84	0,935	31
9	Bouatti Mahmoude	38	37	0,91	0,978	38
10	Bouhadjar	36	33	0,72	0,958	35
11	Berrahal	38	36	0,86	0,961	38
12	Djbal Reghiss	28	21	0,59	0,922	23

Tableau I. 33 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Juin.

Station Inhomogène	Station homogène												
	Ain Barda	Boukhamouza	Boucheougouf	Berriche	Hmmam N'baïls	Cheikh Rabah	Kef Mourade	Bouatti Mahmoudé	Mdaouroch	Bouhadjar	Berrahal	Pont bochet	Djbal reghiss
	0,												
Ain Babouche	53	62	68	68	70	68	48	65	28	16	35	39	02
Héliopolise	80	59	81	50	71	66	77	81	63	69	63	66	63
Bordj Sabath	83	66	75	60	83	84	76	74	60	72	63	57	39
Ain Makhlouf	62	22	60	51	58	63	66	68	50	68	50	52	58
Ain Settara	62	54	74	43	72	74	66	74	63	44	28	32	68
Bakouche Lakhdar	78	63	61	43	65	57	60	75	45	15	52	57	61
Ksar Sbihi	68	23	43	26	47	31	64	64	71	55	40	42	76
Mdjaz Amar	17	05	16	07	16	19	26	20	06	65	32	15	22
El Karma	90	81	60	57	75	65	64	82	57	67	76	86	31
Mechroha	42	61	54	34	55	45	32	49	30	04	37	54	06

Pour le mois de Juin, nous disposons de 130 couples de poste pluviométrique dont les valeurs des coefficients des corrélations varient de 0.04 à 0.90 avec 10 valeurs présentant une bonne corrélation.

Tableau I. 34 : Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Juin

N°	station	mois de Juin				
		n	k	$k r_{xy}$	E	n'
1	Ain Barda	64	60	0,90	0,950	64
2	Boukhamouza	38	35	0,81	0,949	37
3	Boucheougouf	63	58	0,81	0,94	62
4	Berriche	53	45	0,68	0,932	49
5	Hmmam N'baïls	38	37	0,83	0,982	38
6	Cheikh Rabah	36	35	0,84	0,981	36
7	Kef Mourade	37	36	0,77	0,984	37
8	Bouatti Mahmoudé	38	37	0,82	0,983	38
9	Mdaouroch	38	37	0,71	0,987	38
10	Bouhadjar	38	33	0,72	0,934	36
11	Berrahal	37	34	0,76	0,954	36
12	Pont Bouchet	37	31	0,86	0,881	36
13	Djbal Reghiss	28	21	0,76	0,861	25

Tableau I. 35 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois de Juillet.

Station Inhomogène	Ain Barda	Boukhamouza	Boucheougouf	Berriche	Hammam N'baïls	Bordj Sabath	Cheikh Rabah	Pont Bouchet	Kef Mourade	Bouatti Mahmoude	Bouhadjar	Berrahal	Ain Makhlouf	Djbal reghiss
Ain Babouche	12	04	04	03	26	47	03	29	04	17	04	09	16	15
Guelma	24	23	08	19	27	51	08	30	21	53	11	20	07	14
Héliopolise	57	35	42	05	07	74	11	41	28	68	34	04	47	35
Ain Settara	74	36	67	13	09	57	22	48	35	58	64	45	60	21
Bakouche Lakhdar	90	11	80	15	32	43	02	55	88	83	85	50	85	14
Ksar Sbihi	71	31	55	08	13	73	48	66	33	63	54	64	61	35
Mdjaz Amar	25	65	42	40	40	83	40	63	31	70	04	53	33	14
El Karma	69	94	64	50	58	46	26	90	49	58	26	62	43	04
Mechroha	35	31	31	72	64	18	18	51	41	42	06	60	005	05
Mdaouroch	59	55	58	42	37	37	44	59	42	53	46	53	49	16

Pour le mois de Juillet, nous disposons de 140 couples de poste pluviométrique dont les valeurs des coefficients de corrélations varient de 0.02 à 0.94 avec 9 valeurs présentant une bonne corrélation.

Tableau I. 36: Résultats d'extension de la série des pluies pour le mois de Juillet.

N°	station	mois de Juillet				
		n	k	$k r_{xy}$	E	n'
1	Ain Barda	64	60	0,90	0,950	64
2	Boukhamouza	38	36	0,94	0,954	38
3	Boucheougouf	63	59	0,80	0,960	62
4	Berriche	53	45	0,72	0,923	49
5	Hammam N'baïls	38	36	0,64	0,979	37
6	Bordj Sabath	39	36	0,83	0,948	38
7	Cheikh Rabah	37	34	0,48	0,983	35
8	Pont Bouchet	38	31	0,90	0,852	37
9	Kef Mourade	37	35	0,88	0,959	37
10	Bouatti Mahmoude	38	37	0,83	0,982	38
11	Bouhadjar	38	33	0,85	0,906	37
12	Berrahal	38	34	0,64	0,959	36
13	Ain Makhlouf	51	44	0,85	0,901	49
14	Djbal Reghiss	28	21	0,35	0,982	22

Tableau I. 37 : Matrice des coefficients de corrélation pour séries des pluies mensuelles des couples de station deux à deux à l'échelle du mois d'Août.

Station Inhomogène	Ain Barda	Boukhamouza	Bouchegouf	Berriche	Ain Makhlouf	Cheikh Rabah	Kef Mourade	Bouatti Mahmoudde	Bouhadjar	Berrahal	Djbal raghiss
Ain Babouche	07	42	34	53	65	46	24	21	13	41	26
Héliopolise	67	80	79	22	33	38	61	56	36	30	14
Ain Settara	48	31	39	33	51	32	36	44	19	36	20
El Karma	47	10	22	10	46	09	24	12	02	25	66
Mechroha	55	52	42	47	30	34	28	25	35	52	24
Mdaouroch	35	26	29	17	46	17	11	04	34	25	07

Pour le mois d'Août, nous disposons de 66 couples de poste pluviométrique dont les valeurs des coefficients de corrélations varient de 0.02 à 0.80 avec une seule valeur qui présente une bonne corrélation.

Sur le profil temporel, On voit que le mois de Mars marque un grand nombre de couples de station qui possède une bonne corrélation spatiale avec 36 couples de stations, ainsi le mois de Décembre avec 34 couples de stations. Ce rapprochement des valeurs peut s'expliquer par la concordance des précipitations sur l'ensemble du territoire de bassin versant de la Seybouse pour les deux mois. Ces deux périodes, sont traduites par l'équinoxe du printemps et de solstice d'hiver, qui sont encore justifiées dans le tableau (I. 39) par des fortes valeurs des pluies moyennes inter annuelles respectivement sur le mois de Mars et Décembre avec 58,07mm et 78,39mm. (Voir résultats du tableau I. 40).

Dans l'explication de la faible corrélation (85,63%), sur la totalité des mois de l'année pour l'ensemble des couples de station qui représentent des valeurs à un niveau inférieur à 0,8, est due à une variabilité spatiale sur l'ensemble de bassin versant.

Tableau I. 38 : l'ensemble des résultats pour le mois Août

N°	station	mois d'Août				
		n	k	$k R_{xy}$	E	n'
1	Ain Barda	38	38	0,67	1,000	38
2	Boukhamouza	38	36	0,80	0,967	38
3	Bouchegouf	60	56	0,79	0,959	59

4	Berriche	53	45	0,53	0,960	47
5	Ain Makhoulouf	51	46	0,65	0,960	48
6	Cheikh Rabah	37	35	0,46	0,990	36
7	Kef Mourade	38	35	0,61	0,972	36
8	Bouatti Mahmoud	38	37	0,56	0,992	38
9	Bouhadjar	36	32	0,36	0,989	33
10	Berrahal	37	34	0,52	0,980	35
11	Djbal Reghiss	28	20	0,66	0,885	23

A la fin de l'extension, on peut créer un tableau récapitulatif qui englobe toutes les caractéristiques descriptives des stations.

A la fin de la linéarisation, corrélation et extension des séries des pluies mensuelles puis annuelles, nous totalisons 857 années sur les pluies annuelles, soit une moyenne de 36 ans par station (1952-2008).

Dans le calcul total des pluies annuelles, quelques valeurs mensuelles ont été éliminées pour éviter l'incohérence entre les mois. Inversement aux calculs séparément des pluies mensuelles on garde les mêmes valeurs.

I.4.1.2 Vérification de l'homogénéisation des séries des pluies inter annuelle par test de Wilcoxon

Cette fois nous reviendrons à vérifier l'homogénéité des séries des postes pluviométriques sur tout le territoire de l'étude à l'échelle inter annuelle par le test de Wilcoxon. L'application du test est assurée par le logiciel HYFRAN.

Sous l'hypothèse nulle H_0 telle que les moyennes des deux sous échantillons sont égales au niveau de signification $\alpha = 5\%$ et 1% . L'ensemble des résultats du test sont mentionnés sur le tableau suivant :

Tableau I. 39: Résultats de test de Wilcoxon des pluies inter annuelles

N°	station	Début et fin de la série	Date de la subdivision	Résultats et remarques
1	Ain Babouche	1972-2007	1992	Accepter H_0 à 5%, les deux sous échantillons sont homogènes.
2	Bouchegouf	1952-2008	1980	Accepter H_0 à 5% et ne peut pas conclure que les moyennes des 2 échantillons sont différentes
3	Berriche	1962-2007	1982	
4	Guelma	1973-2008		
5	Héliopolis	1971-2007		

6	Bordj Sabath	1975-2008	1986	nous pouvons accepter H_0 à 5% et ne peut pas conclure que les moyennes des 2 échantillons sont différentes
7	Ksar Sbihi	1971-1997		
8	Mechroha	1972-2007		
9	Kef Mourad	1972-2006		
10	Ain Settara	1972-2006	1990	
11	Bakouche Lakhdar	1972-2006		
12	Bouatti Mahmoud	1971-2006		
13	Pont Bouchet	1978-2007		
14	Mdjaz ammar	1979-2009		
15	El Karma	1981-2006		
16	Mdaouroche	1971-2007		
17	Bouhadjar	1974-2005		
18	Berrahal	1973-2006		
19	Djbal raghis	1984-2001		
20	Ain Makhlouf	1963-1999	1984	Ne devons accepter H_0 à 5% et ne peut pas conclure que les moyennes des 2 échantillons sont différentes
21	Cheikh Rabah	1974-2006	1990	Ne devons rejeter H_0 à 1% et on peut conclure que les 2 sous échantillons ne sont pas homogènes
22	Hmmam Nbails	1972-2007	1986	
23	Ain Barda	1953-2008	1982	Rejeter H_0 à 1% et à 5% les deux sous échantillons ne sont peut être pas homogènes
24	Boukhamouza	1972-2007	1984	

Sur tout le territoire de la Seybouse, seule la station d'Ain Babouche présente une série de pluies homogènes c'est-à-dire manque de rupture dans la série des pluies, Contrairement aux séries des pluies des deux stations pluviométriques d'Ain Barda et Boukhamouza que l'hypothèse nulle est rejetée à un seuil de 1 et 5%, c'est-à-dire il y'a une rupture dans la série des pluies sur l'année 1982. Par ailleurs, le reste des stations présentant des ruptures dans les séries des pluies pour une probabilité de 95%.

I.4.2 Etude des caractéristiques des pluies

I.4.2.1 Considérations théoriques

Pour une bonne information sur la variabilité pluviométrique et aussi climatique d'une région, c'est d'utiliser le coefficient de variation « C_v » exprimé en pourcentage. Ce coefficient est le rapport de l'écart type sur la moyenne d'un échantillon représentant la variabilité par rapport à la moyenne.

$$C_v = \frac{\sigma}{P} \cdot 100 \quad (\text{I. 4})$$

Le détail descriptif de l'ensemble des séries des pluies inter mensuelles pour l'ensemble des stations à savoir la moyenne mensuelle, l'écart type, le coefficient de variation et les totaux inter annuelles sont mentionné dans le tableau I. 40.

Tableau I. 40 : Récapitulation des caractéristiques descriptif des séries des pluies inter mensuelles pour les stations représentatives du bassin de la Seybouse mois par mois.

Nom de la station	carac	mois												P inter an
		Sep	Oct	Nov	Dec	Jan	Fev	Mar	Avr	Maï	Juin	Juil	Aout	
Ain Babouche	\bar{p}	23.52	13.11	25.78	31.19	24.75	22.74	24.29	26.02	27.02	8.77	1.56	9.64	238.4
	δ	29.37	15.32	30.35	39.67	26.19	26.37	25.29	27.32	30.01	16.77	4.69	19.45	24.23
	C_V (%)	1.24	1.16	1.17	1.27	1.05	1.16	1.04	1.05	1.11	1.91	3.0	1.98	1.43
Ain Barda	\bar{p}	33.22	50.58	67.00	87.18	91.59	66.15	63.13	60.88	37.8	13.51	2.92	8.42	582.4
	δ	33.36	39.01	53.73	51.63	49.90	41.98	43.24	42.22	30.79	15.43	6.4	13.9	35.13
	C_V (%)	1.00	0.77	0.80	0.59	0.54	0.63	0.68	0.69	0.81	1.14	2.19	1.65	0.96
Boukhamouza	\bar{p}	34.65	48.95	66.30	88.88	83.12	69.98	70.95	66.17	32.69	16.75	2.12	7.72	588.3
	δ	30.50	45.18	66.19	68.37	56.13	52.78	61.64	44.21	31.63	20.56	4.16	11.71	29.27
	C_V (%)	0.88	0.92	0.99	0.76	0.67	0.75	0.87	0.67	0.96	1.22	1.96	1.51	1.01
Boucheougouf	\bar{p}	35.70	46.50	50.18	68.16	69.93	55.18	59.23	54.68	38.87	15.74	2.71	9.47	506.4
	δ	41.03	43.28	42.91	47.74	44.92	47.49	43.45	39.41	36.05	22.44	5.47	14.34	35.71
	C_V (%)	1.14	0.93	0.85	0.70	0.64	0.86	0.73	0.72	0.92	1.42	2.01	1.51	1.04
Berriche	\bar{p}	18.57	14.98	13.57	22.23	19.48	20.78	22.08	25.37	19.11	9.21	4.83	7.87	198.1
	δ	23.08	15.63	16.19	27.20	24.60	24.40	23.42	30.44	26.15	14.29	8.5	11.66	20.46
	C_V (%)	1.24	1.04	1.19	1.22	1.26	1.17	1.06	1.20	1.36	1.55	1.76	1.48	1.29
Guelma	\bar{p}	30.19	42.03	59.41	71.81	64.29	55.99	61.61	53.46	42.08	13.51	3.02	8.26	505.7
	δ	28.20	34.24	50.07	55.74	44.67	45.8	40.39	37.07	34.29	18.09	5.58	12.58	33.89
	C_V (%)	0.93	0.81	0.84	0.77	0.69	0.82	0.65	0.69	0.81	1.34	1.84	1.58	0.98
Héliopolise	\bar{p}	34.01	48.97	64.23	87.48	82.39	67.30	66.9	59.10	38.72	16.94	4.53	8.41	579
	δ	25.19	39.24	56.57	68.64	58.42	52.82	50.22	44.34	31.67	18.47	8.65	11.58	38.89
	C_V (%)	0.74	0.80	0.88	0.78	0.70	0.78	0.75	0.75	0.81	1.09	1.9	1.37	0.95
Hmam N'baïls	\bar{p}	31.15	48.00	62.58	79.10	90.34	72.71	76.59	71.65	43.45	17.06	1.39	10.03	604.1
	δ	28.69	48.49	52.62	84.13	69.50	59.20	66.44	53.31	55.65	24.37	3.62	15.28	46.78
	C_V (%)	0.92	1.01	0.84	1.06	0.77	0.81	0.86	0.74	1.28	1.42	2.6	1.52	1.15
Bordj Sabath	\bar{p}	30.77	34.15	62.30	89.15	71.98	58.93	59.79	53.66	39.91	13.93	3.98	7.2	525.8
	δ	26.00	27.26	54.05	79.71	63.83	53.80	45.33	33.88	31.76	17.93	6.01	9.99	37.46
	C_V (%)	0.84	0.79	0.86	0.89	0.88	0.91	0.75	0.63	0.79	1.28	1.51	1.38	0.96
	\bar{p}	35.65	37.70	57.00	79.18	66.36	57.90	64.16	57.14	36.68	23.59	6.97	13.36	535.7

Ain Makhlouf	δ	37.32	29.22	62.15	61.21	46.14	43.36	41.08	42.17	27.38	27.38	11.8	13.95	36.96
	C_V (%)	1.04	0.77	1.09	0.77	0.64	0.75	0.64	0.74	0.74	1.18	1.69	1.04	0.92
Ain Settara	\bar{p}	28.57	23.12	30.78	36.32	31.52	22.76	32.58	34.06	33.70	23.16	5.71	9.85	312.1
	δ	27.56	19.07	36.26	41.39	34.27	18.76	25.06	26.59	29.58	27.38	14.12	10.47	25.88
	C_V (%)	0.96	0.82	1.17	1.14	1.08	0.82	0.77	0.78	0.87	1.18	2.46	1.06	1.09
Bakouche Lakhdar	\bar{p}	23.71	42.63	67.20	93.27	84.47	68.04	63.01	47.29	22.12	15.78	0.87	3.78	532.2
	δ	24.17	40.80	66.06	66.55	47.47	52.63	56.41	41.64	21.48	19.93	2.45	7.15	37.23
	C_V (%)	1.01	0.95	0.98	0.71	0.56	0.77	0.89	0.88	0.97	1.26	2.86	1.88	1.14
Cheikh Rabah	\bar{p}	22.69	21.82	20.68	26.57	27.85	22.68	26.32	30.30	25.58	8.32	6.07	11.39	250.3
	δ	24.93	22.81	25.10	29.09	23.43	21.51	19.74	25.61	25.06	15.46	13.37	14.11	21.69
	C_V (%)	1.09	1.04	1.21	1.09	0.84	0.94	0.75	0.84	0.98	1.85	2.20	1.23	1.17
Ksar Sbihi	\bar{p}	24.19	19.27	26.07	33.29	38.35	33.88	44.19	40.29	35.47	12.31	5.48	6.86	319.7
	δ	26.68	17.58	23.52	43.73	34.12	33.65	29.07	34.63	31.72	18.62	10.11	9.34	26.06
	C_V (%)	1.10	0.91	0.90	1.31	0.89	0.99	0.66	0.86	0.89	1.51	1.84	1.36	1.1
Pont Bouchet	\bar{p}	34.59	50.03	82.56	97.36	80.08	61.02	59.67	57.6	31.51	14.63	2.09	8.77	579.9
	δ	27.17	48.63	58.69	58.70	49.61	48.57	43.16	38.96	25.13	16.22	3.60	13.29	35.98
	C_V (%)	0.78	0.97	0.71	0.60	0.61	0.79	0.72	0.68	0.79	1.10	1.72	1.51	0.98
Mdjaz Amar	\bar{p}	39.67	38.75	61.83	85.41	79.41	58.17	59.70	57.23	41.59	12.34	6.8	9.45	550.4
	δ	32.73	30.54	59.81	73.77	62.64	55.19	40.44	37.99	32.89	14.37	14.82	13.48	39.06
	C_V (%)	0.82	0.78	0.96	0.86	0.79	0.94	0.67	0.66	0.79	1.16	2.17	1.42	1.0
El Karma	\bar{p}	25.25	36.18	109.91	108.89	88.63	66.14	56.59	53.02	32.03	16.45	1.36	8.40	602.9
	δ	21.76	33.67	225.38	60.15	54.76	49.80	47.62	35.04	30.72	21.81	3.18	13.44	49.78
	C_V (%)	0.86	0.93	2.05	0.55	0.61	0.75	0.84	0.66	0.96	1.32	2.33	1.59	1.12
Mechroha	\bar{p}	44.17	57.87	108.13	121.47	127.01	113.39	37.57	105.31	83.95	9.92	1.77	6.60	817.2
	δ	53.47	52.31	104.8	107.46	101.96	106.72	34.71	62.58	91.13	14.66	4.74	11.43	62.16
	C_V (%)	1.21	0.90	0.96	0.88	0.80	0.94	0.92	0.59	1.08	1.47	2.68	1.73	1.18
Kef Mourade	\bar{p}	27.46	56.87	67.31	91.76	81.07	68.81	68.04	58.44	36.68	27.14	1.51	6.06	591.2
	δ	26.06	47.30	60.85	63.50	55.45	45.68	75.21	44.93	28.31	33.05	3.64	7.82	40.98
	C_V (%)	0.94	0.83	0.90	0.69	0.68	0.66	1.10	0.77	0.77	1.21	2.41	1.28	1.02
Bouatti Mahmoude	\bar{p}	37.03	58.39	80.47	106.14	98.62	80.59	74.64	60.07	48.84	15.54	4.40	8.61	673.3
	δ	30.94	46.17	67.79	80.51	61.87	53.79	51.26	38.03	43.39	19.15	9.22	10	42.68

	C_V (%)	0.83	0.79	0.84	0.76	0.62	0.66	0.68	0.63	0.89	1.23	2.09	1.16	0.93
Mdaouroch	\bar{p}	29.03	26.30	29.89	39.03	38.36	33.61	142.54	39.27	34.65	16.82	7.28	13.79	450.6
	δ	26.39	20.59	33.70	33.75	38.85	29.28	106.39	29.32	31.80	17.59	10.47	14.50	32.72
	C_V (%)	0.90	0.78	1.12	0.86	1.01	0.87	0.74	0.75	0.92	1.04	1.43	1.05	0.96
Bouhadjar	\bar{p}	29.02	50.61	74.42	80.64	79.51	67.16	70.05	64.24	36.42	13.27	1.99	8.68	576
	δ	34.23	40.29	95.69	72.03	56.81	51.88	57.44	45.12	39.55	16.71	6.77	17.74	44.52
	C_V (%)	1.18	0.79	1.28	0.89	0.71	0.77	0.82	0.70	1.08	1.25	3.39	2.04	1.24
Berrahal	\bar{p}	25.30	60.51	81.11	116.25	100.53	79.19	70.22	62.06	33.89	11.25	1.88	6.48	648.7
	δ	20.05	56.00	60.79	68.93	66.26	55.88	56.01	44.23	38.0	14.03	4.33	9.21	41.14
	C_V (%)	0.79	0.92	0.74	0.59	0.66	0.70	0.79	0.71	1.12	1.24	2.30	1.42	1.0
Djbal Reghiss	\bar{p}	31.24	39.61	34.29	20.64	30.48	21.36	33.06	25.04	33.44	20.29	2.90	10.66	303
	δ	31.84	25.82	31.34	21.22	24.82	16.14	27.95	13.71	34.46	19.98	6.48	14.35	22.34
	C_V (%)	1.01	0.65	0.91	1.02	0.81	0.75	0.84	0.55	1.03	0.98	2.23	1.34	1.01
Pluies moyennes interannuelles		30.39	40.29	58.46	<u>73.39</u>	68.76	56.02	<u>58.62</u>	52.60	36.93	15.26	3.51	8.74	

Sur le tableau I. 40 nous structurons et retirons quelques particularités sur le mois le plus pluvieux et le mois le plus sec, on compte 2 stations pour le mois de Novembre, 17 stations pour le mois de Décembre et 5 stations pour mois de janvier et le mois le plus sec est de Juillet.

La forte variabilité inter mensuelle des précipitations est marquée à travers les valeurs élevées des coefficients de variation mensuelle et les plus fortes valeurs sont enregistrées pendant la saison d'été. Cependant, les valeurs des coefficients de variations varient et dépassent l'unité (1,24 à 3,39) à l'échelle d'espace du bassin étudié. Signalons que le mois de Juillet est le mois le plus intense en matière de variabilité pluviométrique. Contrairement, les faibles valeurs sont enregistrées dans la saison d'hiver dont les valeurs sont inférieures à l'unité (0,54).

Sur le même tableau I.40, nous faisons l'accent sur les deux valeurs maximale et minimale de l'écart type qui sont enregistrées respectivement sur les deux mois de Novembre (225,38) mm et de Juillet (2,45) mm. Par ailleurs, le mois qui domine l'ensemble des valeurs minimales est le mois de Juillet avec 87,5% ; contrairement au mois qui domine l'ensemble des valeurs maximales est le mois de Novembre avec 79,2%. L'écart entre ces dernières quantités n'est pas significatifs ce qui représente un écart trimestriel et un passage de la saison estivale à la saison printanière.

La moyenne des totaux pluviométriques annuels oscille entre 198,1mm et 817,2mm respectivement dans les deux stations de Mechroha et Berriche.

Grosso modo, la confrontation de l'échelle espace avec celle du temps, La forte variabilité se localise dans les zones couvertes par les stations pluviométriques d'Ain Babouche, Berriche, Ain Settara, Cheikh Rabah et Bouhadjar. Parallèlement à l'échelle annuelle. La forte variabilité est apparaît sur le mois de Juillet et la faible variabilité se concentre majoritairement sur les mois de Mars et Janvier avec 54% dans la station d'Ain Barda. L'écart entre la plus forte valeur moyenne maximale (7,28) et moyenne minimale (0,71) des pluies mensuelles sur le territoire de bassin de la Seybouse est enregistré sur le mois de juillet avec 88,05%.

I.4.2.2 Régime pluviométrique

On appelle régime des pluies, la répartition de la hauteur des précipitations annuelle entre les diverses périodes- plus souvent entre les divers mois de l'année [28]. Le régime pluviométrique est étudié dans un but de l'étude de climat [5].

Le régime pluviométrique est contrôlé principalement par la circulation de deux masses d'air et par leur mouvement saisonnier : l'harmattan sec (alizé continental venant du Nord- Est) qui provoque la sécheresse et la mousson humide (alizé maritime austral) qui provoque la pluie. Les études récentes du cycle saisonnier (Le Barbé *et al.*, 2002; Lebel *et al.*, 2003; Sultan & Janicot, 2003) [26], montrent la non linéarité du déplacement de la zone de convergence intertropicale (ZCIT) sur le continent entre deux positions de quasi-équilibre à 5°N et 10°N, et l'existence d'un "saut de mousson" entre ces deux latitudes. Deux régimes pluviométriques, directement associés aux mouvements méridiens de la ZCIT, sont dès lors distingués, à savoir une saison dite océanique et continentale [26].

Pour expliquer nettement cette variation on peut tracer un diagramme de répartition des totaux des pluies inter mensuelles en fonction des mois (figure I. 2).

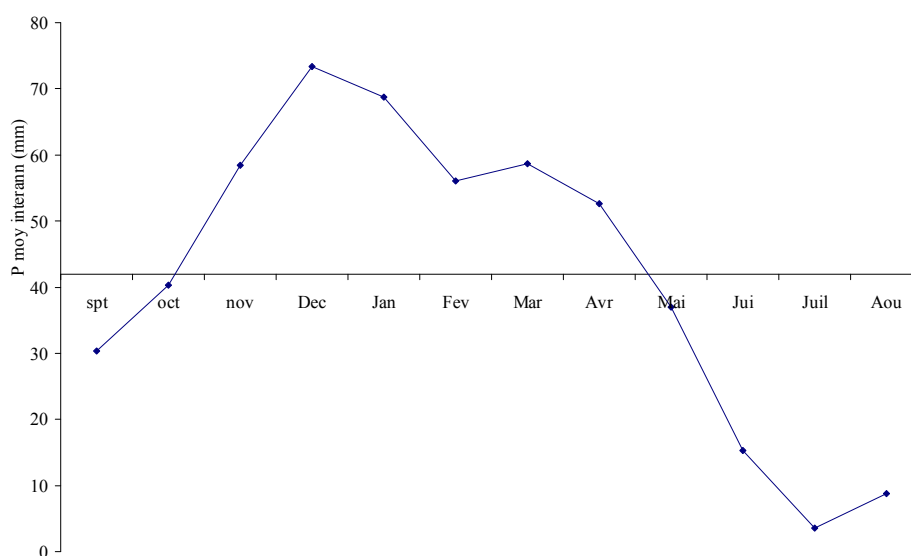


Figure I. 2 : Répartition des totaux des pluies inter mensuelles en fonction des mois.

A partir du graphe (I. 2), la saison pluvieuse s'étale de la mi- Octobre à la mi- Mai, mois pendant lesquels les précipitations mensuelles sont supérieures aux moyennes intersmensuelles (41,91 mm). Contrairement à cette période, les pluies sont inférieures à la valeur moyenne dans l'ensemble des stations pluviométriques de la région, alors que le maximum des pluies moyennes inters mensuelles est atteint au mi- Décembre (début de la saison hivernale) avec une valeur de 73,39 mm. Par contre, le minimum de (3,51mm) se situe en mois de Juillet. Cette division de l'année en deux saisons (pluvieuse et sèche) se traduit par des mois, biologiquement différents : humides et secs.

I.5 Corrélation : pluies inter annuelles et altitudes

L'altitude est considérée comme un facteur prépondérant des variations climatiques (LE GOULVEN 1992) [62]. Nous cherchons à déterminer la corrélation liant les pluies avec l'altitude de toutes les stations pluviométriques à partir des postes retenus et nous excluons les stations dont les altitudes « Z » en mètre ne sont pas connues. Enfin, nous retenons seize postes pluviométriques, ce qui demeure un obstacle majeur pour la bonne représentativité de la cette relation de la zone étudiée.

Pour cela, le graphique ci- dessous, schématise le degré de dépendance entre les pluies avec l'altitude des stations pluviométriques.

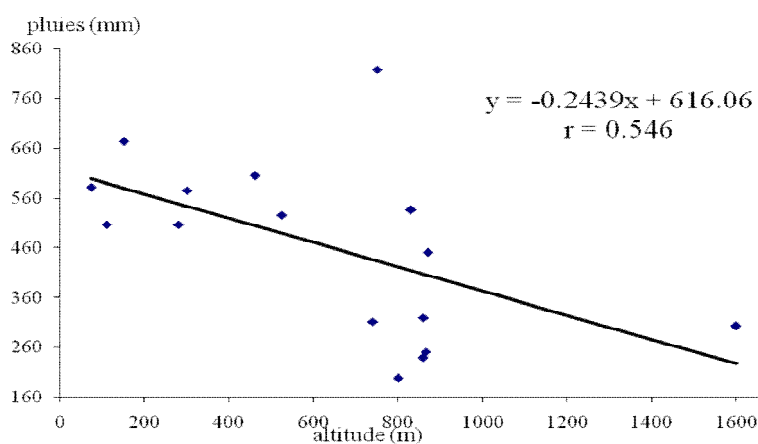


Figure I. 3 : Relation pluies pluri annuelles et altitudes des stations pluviométriques

Sur le graphique I. 3, nous remarquons que la dépendance reliant les pluies avec l'altitude est moyenne ($r = 0.546$) mais dans le sens négatif de la relation avec la forme du bassin versant. Pour notre cas, le bassin est de forme allongée dans la direction Nord- Sud. Plus la cote Z en mètre des postes pluviométriques, est importante, plus l'intensité des pluies est faible. Cette remarque est opposée à la première approche concernant la répartition spatiale des pluies en Algérie (cité par P. Seltzer (1946)). Rappelons que les pluies restent toujours une variable aléatoire varient dans l'espace et dans le temps.

Dans la réalité, l'analyse de la relation pluie- altitude s'accompagne d'une bonne connaissance du climat local, de la direction générale des masses d'air et des caractéristiques de la végétation naturelle, lorsque la densité des stations pluviométriques n'est pas suffisante ou que leurs répartitions spatiale est inadéquate [62].

I.6 Situations favorisant la stationnarité des précipitations

L'une des situations, favorisant la stationnarité des séries des pluies, est que l'hypothèse d'homoscédasticité soit acceptable [46].

Un processus faiblement stationnaire (ou stationnarité du seconde ordre) est de moyenne constante et homoscédastique [39]. Un bruit blanc est par définition homoscédastique.

Pratiquement, il n'existe pas de procédure précise pour vérifier cette hypothèse [16,64].

I.6.1 Vérification du caractère aléatoire des séries pluri annuelles

Une mesure du caractère aléatoire d'une série des pluies est donnée par le coefficient d'autocorrélation d'ordre 1 [33].

D'après CHATFIELD (1989), si une série des pluies est aléatoire, alors pour un nombre d'observation est grand le coefficient d'autocorrélation est approximativement nul c'est à dire $\rho(k) \approx 0$ [33].

La vérification du caractère aléatoire (sous l'hypothèse nulle H_0 au niveau de signification $\alpha = 5\%$) pour l'ensemble des séries des pluies pluri annuelles sont effectuées par l'application de logiciel STATGRAPHIC dont le choix du test est Box- Pièce.

L'ensemble des résultats pour les vingt quatre postes pluviométriques sont représentés sur le tableau I. 41.

Tableau I. 41 : Vérification de caractère aléatoire des séries des pluies interannuelles.

N°	Nom de la station	Resultat de test de Box-Pierce pour un niveau de signification $\alpha = 5\%$		Remarques et conclusions
		Probabilité estimée (p- value)	test statistique sur une largeur du d'échantillon	
01	Ain Babouche	0.956854	5.03341	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
02	Ain Makhoulf	0.788449	7.95742	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
03	Bekouche Lakhdar	0.965433	4.14651	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
04	Berriche	0.0648882	24.0121	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
05	Bouatti Mahmoud	0.898151	6.33699	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
06	Bouhadjar	0.77436	6.46992	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
07	Cheikh Rarah	0.737977	7.72191	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
08	Guelma	0.995123	3.05774	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
09	Heliopolise	0.849053	7.12782	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
10	Ksar Sbihi	0.927174	3.74848	p- value \rangle 5% accéptation de H_0

11	Mdaourche	0.918517	5.9513	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
12	Medjaz Amar	0.987681	2.69718	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
13	Pont Bouchet	0.684753	7.42554	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
14	Mechroha	0.221774	15.371	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
15	El Karma	0.77060	4.87735	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
16	Kef Mourad	0.945162	4.69196	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
17	Hammam Nbails	0.787269	7.97259	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
18	Djbel Reghiss	0.995886	0.629638	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
19	Boukhamouza	0.417973	12.3503	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
20	Bouchegouf	0.00793659	36.9993	p- value \langle 5% rejetée de H_0
21	Bordj Sabath	0.962721	4.22934	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
22	Berahal	0.997827	2.16502	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
23	Ain Settara	0.280679	13.1965	p- value \rangle 5% accéptation de H_0
24	Ain Berda	0.964389	8.79102	p- value \rangle 5% accéptation de H_0

Les résultats obtenus du tableau I. 4,1 montrent que toutes les séries des pluies pluri annuelles des stations pluviométriques étudiées acceptent l'hypothèse de nullité H_0 pour un intervalle de confiance de 95% à l'exception de la station de Bouchegouf qui est dépourvue du caractère aléatoire.

I.6.2 Test de normalité

La normalité des séries de mesures hydrométéorologiques est vérifiée à travers l'utilisation des courbes quantiles- quantiles (QQ plot) [37].

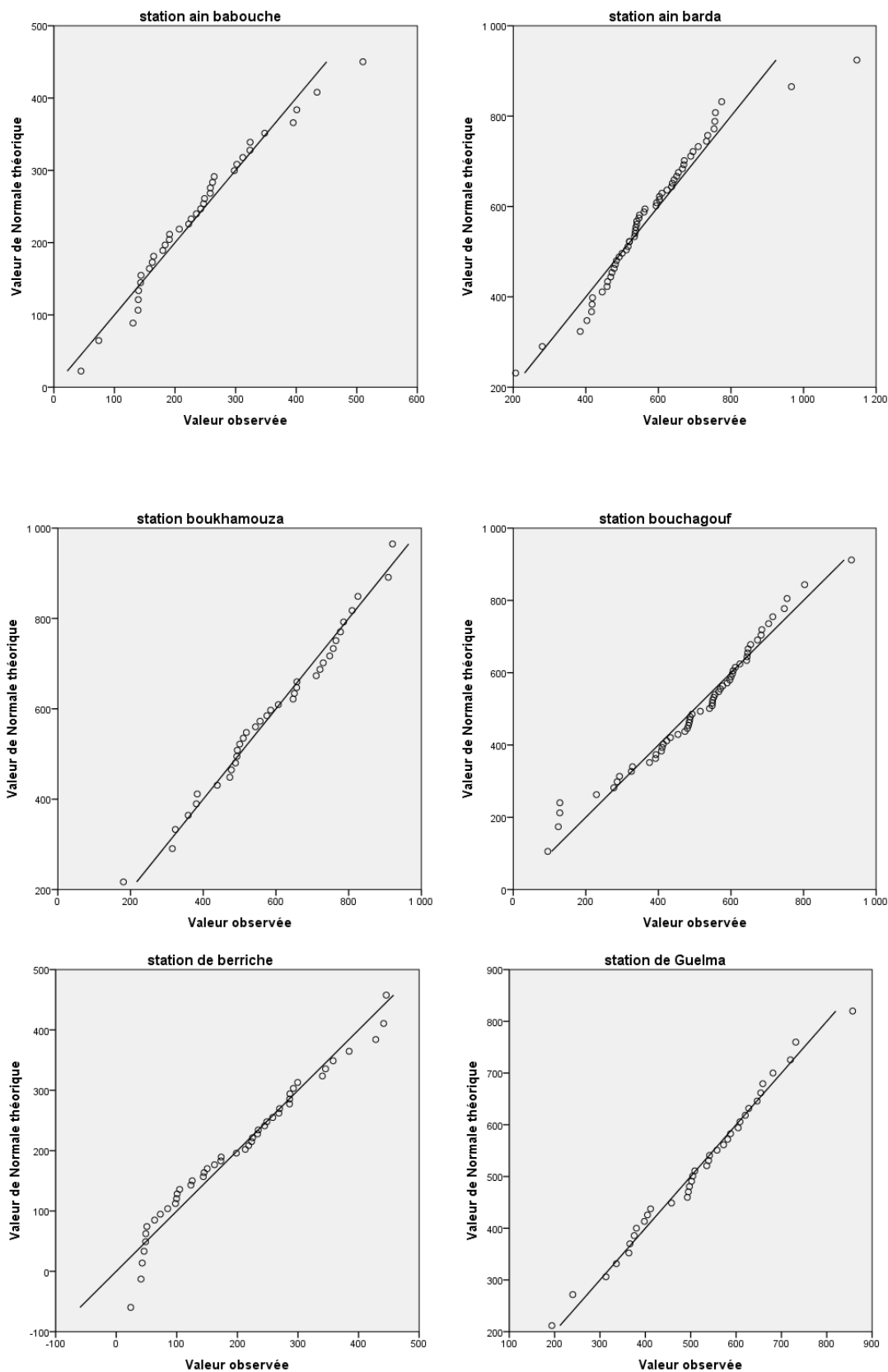
Courbes des Quantiles- Quantiles

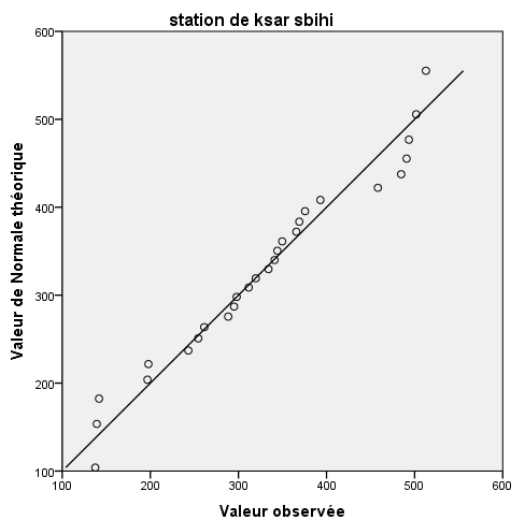
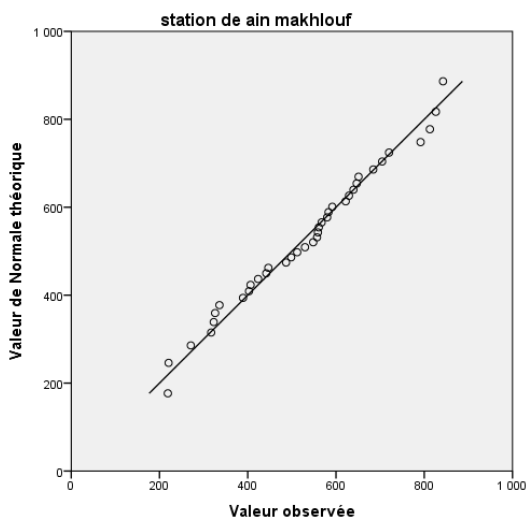
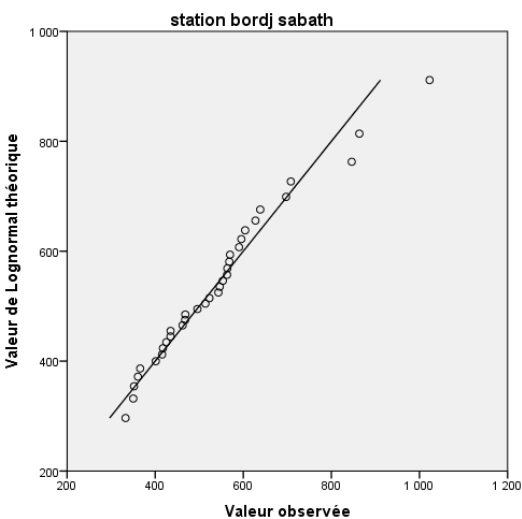
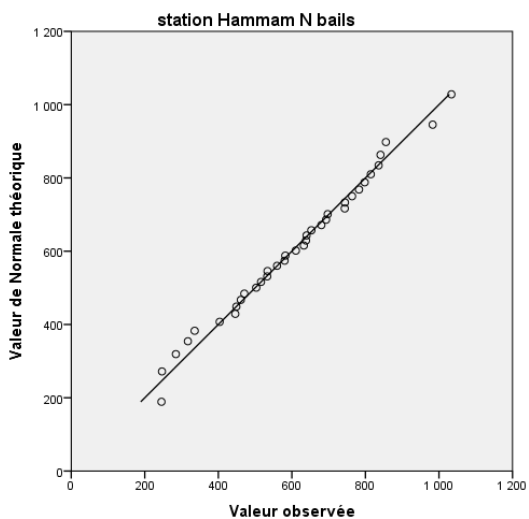
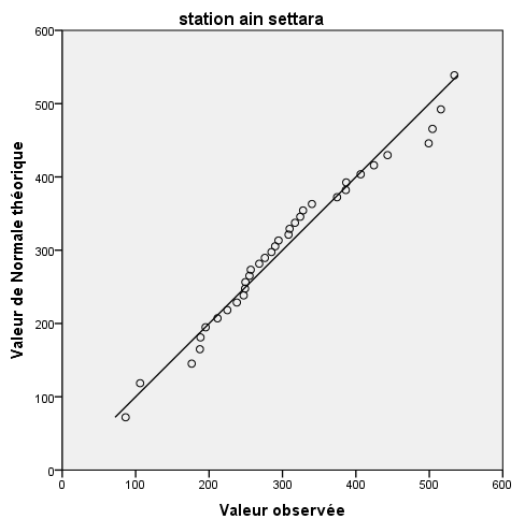
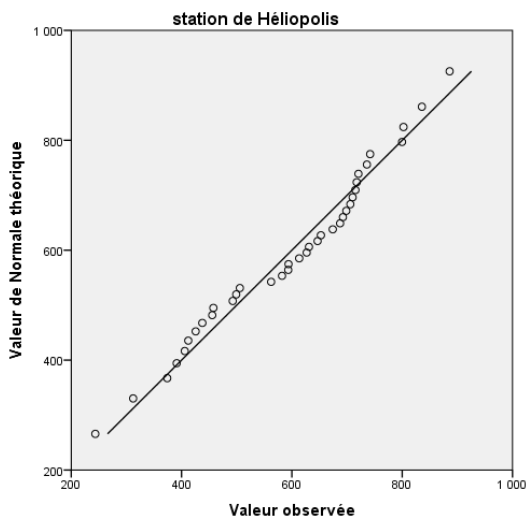
Le graphique QQ plot (quantile- quantile plot) est un graphique "nuage de points" qui vise à confronter les quantiles de la distribution empirique avec les quantiles d'une distribution théorique normale, de moyenne et d'écart type estimés sur les valeurs observées. Si la distribution est compatible avec la loi normale, la droite (Droite de Henry) symbolisant les quantiles de la loi normale de référence s'ajuste parfaitement au nuage de quantiles de l'échantillon observé.

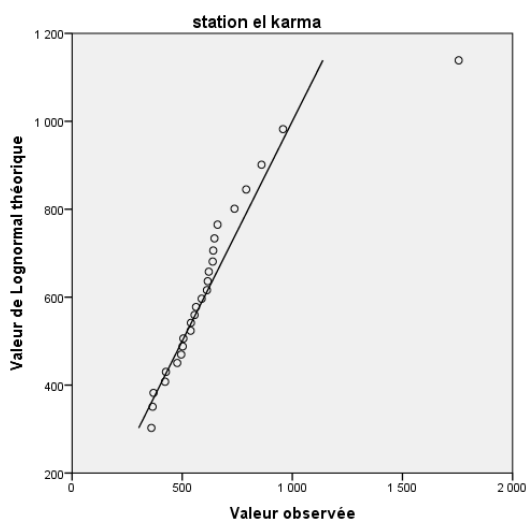
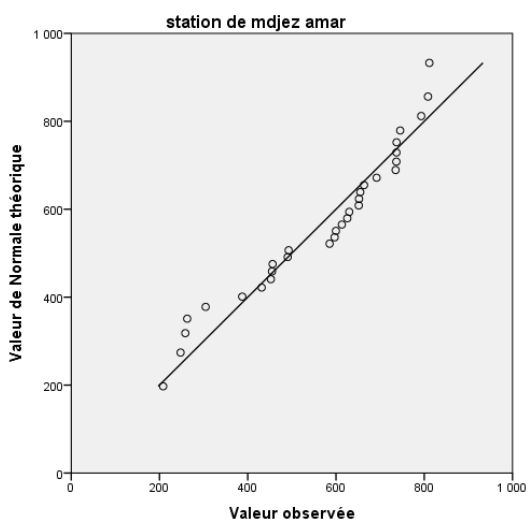
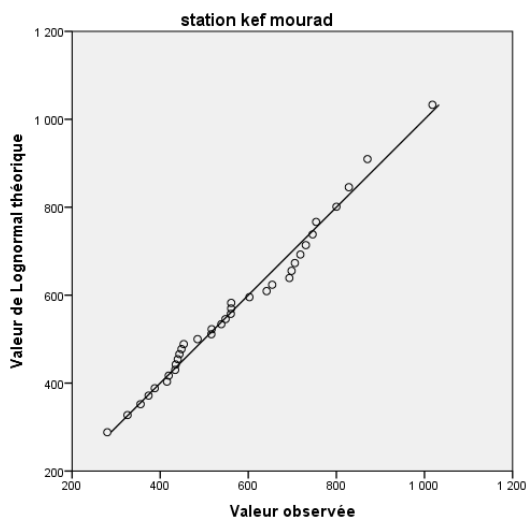
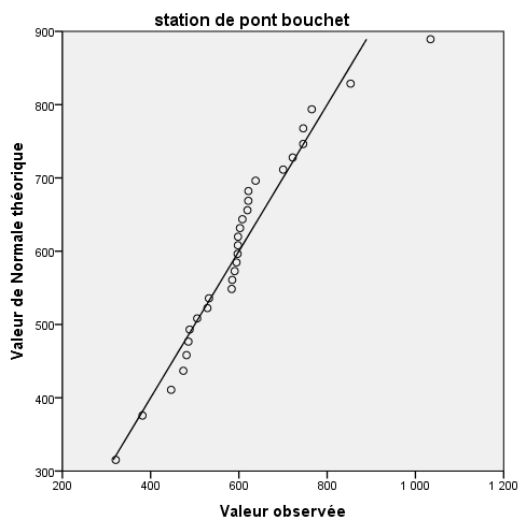
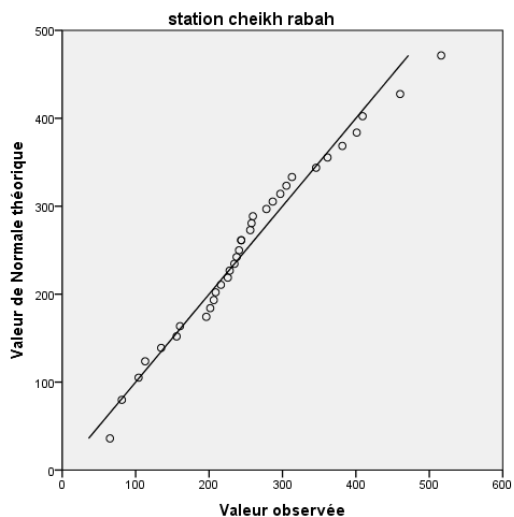
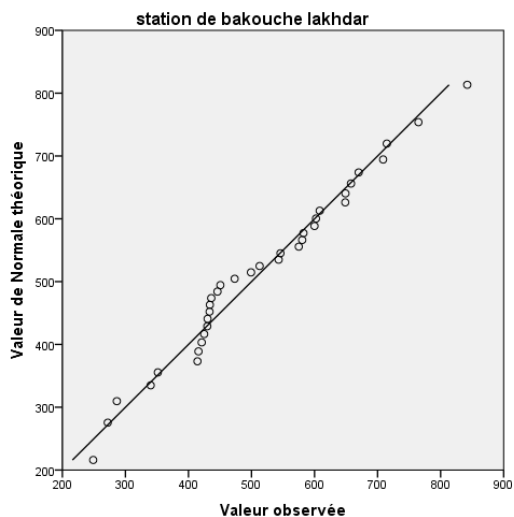
Nous traçons ce diagramme par la loi la mieux adaptée, dont la fonction de répartition est strictement croissante, c'est-à-dire une loi dont la fonction de répartition est bijective.

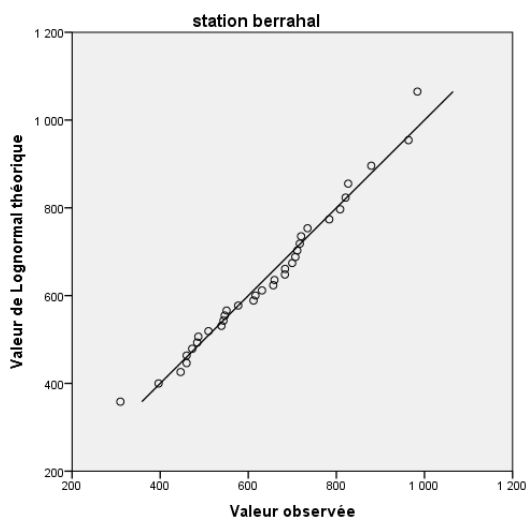
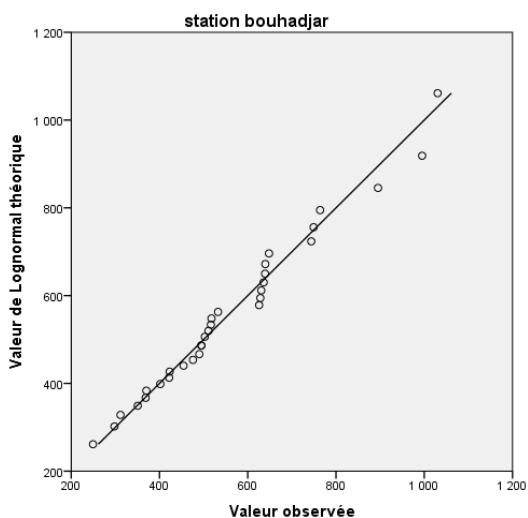
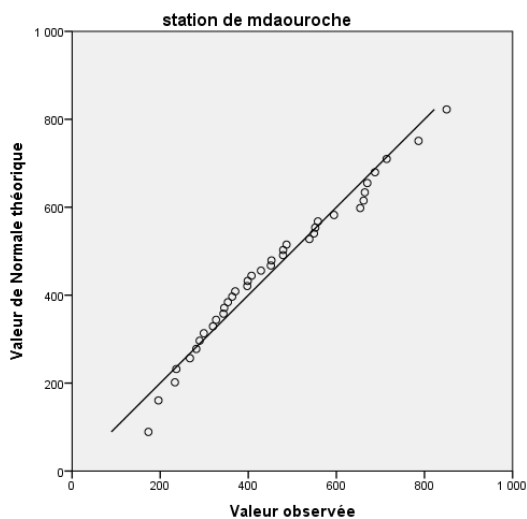
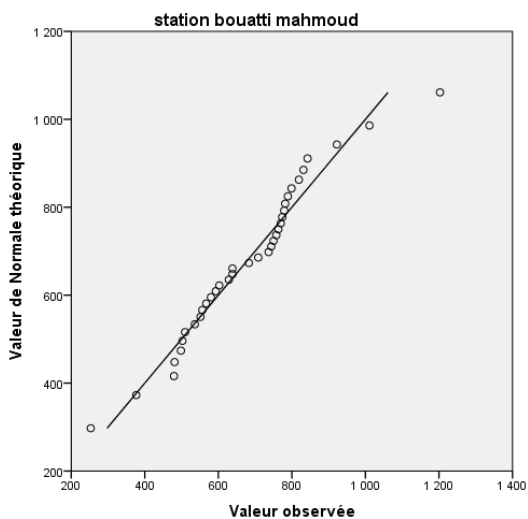
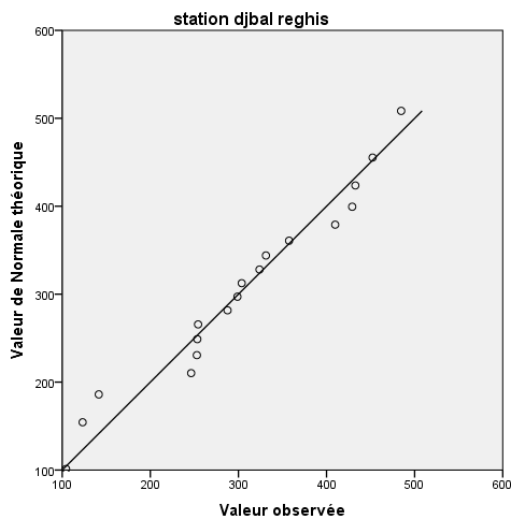
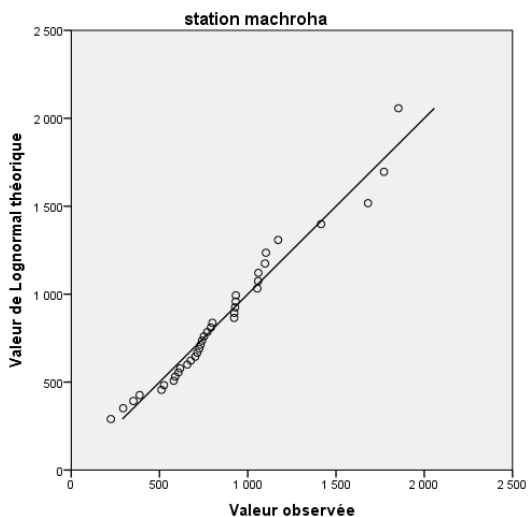
L'application de test de normalité sur les séries des pluies pluri annuelles de l'ensemble des stations pluviométriques est effectuée par le logiciel de STATISTICA. L'ensemble des résultats sont mentionnés sur les graphiques suivants :

Figure I. 4 : Diagrammes quantiles- quantiles le mieux adapté aux pluies pluri annuelles d'ensemble des stations pluviométriques du bassin versant de la Seybouse.









Les diagrammes quantiles- quantiles des pluies pluriannuelles de l'ensemble des stations pluviométriques représentent dans une grande partie une adéquation à la loi de normale. Ces mêmes diagrammes représentent une autre confirmation et accorde avec les travaux réalisés par KHALDI

(2005) et à ceux effectués au niveau de plusieurs instituts (IHFR, ANRH) cité par KHALDI (2005). Ces diagrammes montrent que la loi normale ajuste bien les séries pluviométriques du Nord Est Algérien [79]. Sur les vingt quatre stations pluviométriques, six stations s'adaptent mieux à la loi log normale telle que les stations de Bordj Sabath, El Karma, Mechroha, Kef Mourad, Bouhadjar et Berrahal, soit au total 25%, et le reste des stations (75%) s'adapte mieux à la loi normale. Ces résultats sont démontrés aussi par des études antérieures (Chaumont, 1971; A.N.R.H., 1993; Mébarki, 2005; Touaibia et al, 2006) [48].

Pour l'ensemble des diagrammes de la figure I. 4, quelques points sont éloignés à la bissectrice qu'il n'envisage pas le rejet de la loi d'ajustement.

CONCLUSION

Dans ce chapitre, l'accent a été mis sur la description des données collectées. Le traitement et l'étude des séries des pluies pluviométriques mensuelles et annuelles sont élaborés sur vingt quatre poste pluviométriques dans la répartition est inégale sur le territoire du bassin versant.

Pour cet effet, nous avons principalement cité les techniques et les fondements d'homogénéisation par les tests non paramétriques et de les appliquer sur les pluies à des échelles des temps différentes et nous utiliserons les diagrammes quantile –quantile pour une vérification d'adéquation à une loi théorique.

Le traitement des données par différents outils statistiques s'est avéré nécessaire, permettra une meilleure compréhension de variation de régime pluviométrique et préparation des données pour l'objet de la deuxième et troisième partie de ce travail ce qui est déjà un grand succès.

CHAPITRE -- II --

ETUDE ET ANALYSE DE LA VARIABILITE CLIMATIQUE

II.1 Introduction

Ce chapitre suit étroitement le chapitre I tant pour la nature des problèmes traités que pour les processus d'analyse statistique développés. En effet, les règles générales édictées sur ce chapitre sont appliquées directement ici.

Avant d'étudier en détail le traitement statistique des pluies, qui constitue la phase dynamique de l'analyse du régime pluviométrique, il est bon de rappeler l'existence d'une phase de constat classique de cette analyse (représentation chronologique et monotone).

La terminologie d'« analyse en série temporelle » a été utilisée pour la première fois par Box et Jenkins dans les années 1970 [76]. D'après Kendall et Stuart (1943), l'analyse d'une série de pluies a pour but d'améliorer la compréhension des mécanismes statistiques générateurs des séries d'observations [33].

Dès lors qu'on s'attache à décrire la variabilité spatiale des pluies sur des secteurs de superficie importants, le problème majeur réside toujours dans la faiblesse de l'échantillonnage par rapport à l'objet étudié (LEGROS, 1978) [82].

Les précipitations sont l'un des paramètres météorologiques les plus difficiles à analyser à cause de leur forte variabilité spatiale et temporelle [47].

Nous commencerons dans ce chapitre par présenter les principales techniques qui ont été soulevées dans le domaine d'analyses des séries chronologiques à l'échelle annuelle et mensuelle. Les objectifs essentiels à atteindre dans le cadre de ce sujet seront exposés en détails. Ils portent fondamentalement sur la mise en œuvre des approches d'analyses des séries des pluies et des niveaux de significations bien déterminés.

II.2 Quelques définitions

L'étude de la stationnarité des séries des données est une des tâches incontournables des hydrologues (BERNIER, 1977). Ainsi l'Organisation Mondiale de la Météorologie dans sa note technique numéro 79 « Climatic Change » (WMO, 1966), préconise la mise en œuvre des tests statistiques particuliers pour analyser la stationnarité des séries temporelles de nature hydrométéorologique [49].

Le contexte de non- stationnarité consistait à étudier la saisonnalité, la tendance et l'autocorrélation sérielle. La saisonnalité a été vérifiée à travers l'observation des représentations graphiques des séries hydrométéorologiques par rapport au temps de mesure.

Une série de données est dite stationnaire, lorsque l'on ne retrouve pas de variations temporelles significatives, autres que les fluctuations aléatoires dans les valeurs classées chronologiquement. On peut détecter une non-stationnarité en examinant la moyenne ou la variance de la série et en évaluant s'il y a eu un changement significatif à une date donnée.

La stationnarité (pas de tendance dans le temps ou pas de sauts dans la moyenne) est invalidée pour les événements de courte durée.

La littérature hydrologique s'intéresse plus particulièrement à deux formes majeures de non-stationnarité; les tendances et les ruptures.

II.2.1 Rupture

Désigne une modification subite dans les propriétés d'un processus aléatoire.

II.2.2 Tendance

La tendance est constituée par l'évolution à très long terme du phénomène mesuré par la série. Par rapport à elle, les cycles apparaissent comme passagers. Ainsi la tendance dans l'emploi montre une croissance soutenue, malgré quelques plafonnements (ou baisses légères) temporaires [12, 63].

-Tendances pluviométriques

Au sens général, une tendance se traduit par l'évolution probable d'un phénomène au cours d'une longue période. Dans le cas des précipitations, c'est une forme d'inconstance pluviométrique caractérisée par une baisse ou une hausse régulière et unidirectionnelle des valeurs moyennes des précipitations. Selon le Guide des pratiques climatiques de l'OMM (2005), cette variation tend à se maintenir dans un sens déterminé pendant de nombreuses périodes, allant de quelques années à plusieurs décennies.

Dans l'analyse de la variabilité des pluies, nous utilisons les coefficients non paramétriques comme ceux de coefficient de Spearman, rang de Kendall pour mesurer la tendance des séries et la régression linéaire qui s'appuie sur un modèle de régression simple entre la série et le temps [36].

II.2.3 Le cycle

Le cycle est une fluctuation de longueur supérieure à une année, caractérisée par les quatre phases suivantes : 1) une phase d'expansion, où les mesures du phénomène croissent avec le temps, 2) une phase de retournement, où la croissance cesse; 3) une phase de récession, où les mesures diminuent avec le temps, 4) une phase de reprise, où la croissance reprend. Quelles que soit la phase survenant en premier, les quatre phases sont nécessaires, dans l'ordre, pour décrire un cycle complet, de longueur variable, celui-ci dure au moins 16 mois [12, 63].

Présence d'un effet de persistance

On suspectera la présence d'un effet de persistance dans une série de données, si le corrélogramme présente le paterne d'une fonction décroissante. Le fait que les coefficients d'autocorrélation décroissent en fonction de leur ordre signifie que la dépendance qui peut exister entre les valeurs successives décroît lorsque augmentent l'intervalle de temps séparant les observations considérées [37].

Méthode pour examiner la présence d'un effet de cyclique

On suspectera la présence d'un effet cyclique dans une série de données, si le corrélogramme présente le paterne d'une fonction périodique de période T. La périodicité du corrélogramme signifie que les termes de la chronique à l'étude sont affectés d'un mouvement cyclique dont la période est égale à la période T. Bouvier (1983) propose un moyen de détecter la présence de persistance ou de cyclicité dans l'échantillon de données à l'aide d'un corrélogramme [37].

II.2.4 Irrégularité

Les séries comprennent enfin un résidu non expliqué par les autres composantes systématiques, dit irrégulier ou composante aléatoire ou accidentelle. Elles sont dues à un grand nombre de petites causes Les irréguliers engendrant des fluctuations considérables sont qualifiés d'extrêmes et sont à l'origine des valeurs aberrantes dans la série originale. Il s'agit souvent alors d'événements identifiables, tels une sécheresse importante [63].

Cette composante, regroupe tout ce qui n'a pas été pris en compte par la tendance et la saisonnalité. Elle est la résultante de fluctuations irrégulières et imprévisibles dues à des facteurs perturbateurs non permanents ; ces fluctuations sont supposées de faible amplitude et de moyenne nulle sur un petit nombre d'observations consécutives. On leur donne parfois, pour cette raison, le nom de fluctuations résiduelles ou accidentelles [12].

II.3 Variabilité pluviométrique

Le continent Africain se caractérise par des situations très contrastées en matière de climat, de végétation et un potentiel de gestion des ressources en eau. Outre cette forte hétérogénéité spatiale, la disponibilité de ces ressources peut subir d'importantes fluctuations au cours du temps [73]. Les variations des précipitations dans l'espace et dans le temps sont liées à la circulation atmosphérique.

Un des éléments intégrateurs de la variabilité climatique, l'expression « variabilité pluviométrique ». Elle fait pressentir la mobilité ou la variation du schéma pluviométrique moyen et l'accentuation des valeurs extrême à toutes les échelles temporelles et spatiales. Autant que possible, elle est analysée par rapport aux valeurs centrales ou médianes des séries plutôt que par rapport ou valeurs normales ou moyennes, qui sous- entendent l'idée de fixité du climat. La variabilité peut être due à des processus internes naturels au sein du système climatique ou à des variations du forçage externe anthropique (processus externe). Le but de la variabilité est l'élaboration d'une carte des isohyètes avec les séries, cette dernière a pour but la représentation cartographique des pluies sur le bassin versant étudié.

Le concept de la variabilité climatique dans le bassin versant de la Seybouse est examiné sur la base de la variabilité pluviométrique.

La variabilité de la pluie peut être considérée à plusieurs niveaux. Nous parlerons des variabilités spatiale et temporelle de la pluie.

D'une manière générale, les variations climatiques et pluviométriques peuvent avoir les effets suivants:

Des cyclones de plus en plus violents, des glaciers et les calottes polaires qui fondent, des sécheresses (voir les résultats plus tard dans le même chapitre sur ce dernier point) et des inondations catastrophiques. Tous ces événements, qui font une des informations soient mensuelles, saisonnières et annuelle.

La variabilité pluviométrique et/ou hydrologique est en connexion avec la variabilité atmosphérique, causée par une hétérogénéité des données.

Une des difficultés majeures dans l'étude du climat est l'existence de variabilité qui possède des échelles temporelles intermédiaires, de l'ordre de dizaine d'années. Cette variabilité à basse fréquence est particulièrement problématique dans l'optique de la recherche d'évolutions temporelles, puisqu'elle peut pour certaines variables faire apparaître des tendances. Ce type de phénomène se traduit notamment par l'existence des oscillations australes (ENSO plus connu comme EL-Niño) et le Nord-Atlantique NAO [69].

La gamme de la variabilité climatique allant de l'échelle intra saisonnière (supérieure à 10 jours) au échelle décennale et pluri décennale [11].

II.3.1 Description de la variabilité pluviométrique du bassin de la Seybouse

Pour diagnostiquer la variabilité et la fluctuation d'ordre pluviométrique et climatique sur le bassin de la Seybouse, on repose sur l'étude des séries chronologiques des pluies à différentes sites de mesures sur des périodes les plus longues possibles.

II.3.1.1 Variabilité spatiale

Dans l'étude de climat, il existe plusieurs structures d'échelles d'espace, de la petite échelle (micro climat, topo climat, méso-échelle ⁽⁶⁾...) à la plus grande échelle. Sachant que la superficie du bassin est importante, qu'elle coïncide à une étude du climat régionale dont le contrôle est assuré par les mouvements saisonniers de la zone de convergence intertropicale (ZCIT) ⁽⁷⁾ dite l'équateur météorologique.

⁽⁶⁾ Le terme méso-échelle pour désigner une échelle intermédiaire entre la circulation planétaire et les systèmes à très petites échelles de moins de 2 km². Elle traite donc de dimensions d'une couche atmosphérique s'étendant horizontalement de quelques kilomètres à moins de 2 000 kilomètres.

⁽⁷⁾ C'est la limite entre les flux d'alizé de l'hémisphère nord - souvent de composante nord-est - et les flux d'alizé de l'hémisphère sud - souvent de composante sud-est.

C'est donc une zone souvent très nuageuse et perturbée que l'on retrouve tout autour du globe entre le 5°/10°Sud (position la plus méridionale vers Février - Mars) et le 12°/15°Nord (position septentrionale atteinte vers Août - Septembre).

C'est au sein de cette zone de convergence que se développent les ondes d'Est (dites parfois ondes tropicales) et d'autres perturbations des régions tropicales, comme les cyclones.

II.3.1.1.1 Analyse géostatistique de la pluviométrie

La base de synthèse de la modélisation de ce travail, dont le but est l'analyse de la variabilité spatiale des pluies et le contexte géostatistique. La géostatistique cherche à estimer les corrélations spatiales existantes entre les données d'une variable.

En considérant que la pluviométrie est un objet individuel de base de la modélisation, et le nombre d'événements étant le moteur essentiel de la variabilité pluviométrique. Le variogramme est couramment utilisé pour analyser et caractériser la dépendance la structure spatiale des observations.

Pour déterminer un modèle, il faut fixer un certain nombre de paramètres, parmi eux : Le type de variogramme (linéaire, sphérique...) et ses paramètres respectifs (pente, porté, palier...) [35].

La cartographie constitue le moyen le plus adapté pour une bonne représentation spatiale des pluies.

On étudie généralement le comportement du variogramme au voisinage de l'origine (effet de pépité), et à l'infini (portée, palier). Le comportement du variogramme à l'origine traduit le degré de continuité et de régularité spatiale de la variable régionalisée à petite échelle. Pour les besoins de la thèse, nous utiliserons le logiciel Hydrolab pour estimer la variogramme expérimental.

II.3.1.1.2 Méthodologie de construction d'un variogramme

On peut classer les variogrammes habituels selon les types suivants : fonctions intrinsèques de comportement parabolique à l'origine ; fonction intrinsèque de comportement à une tangente oblique à l'origine ; cas des variables purement aléatoire [36].

La valeur d'un point du variogramme est la moyenne sur leur champ infini de l'accroissement quadratique.

$$\gamma(h) = \frac{1}{2S} \int_{(s)} [f(x+h) - f(x)]^2 dx \quad (\text{II. 1})$$

Si $\gamma(h)$ est petit, l'influence du point est forte sur ses voisines, par contre lorsqu'il est grand, les valeurs deviennent indépendantes.

On peut classer les variogrammes habituels selon les types suivants : fonctions intrinsèques de comportement parabolique à l'origine ; fonction intrinsèque de comportement à une tangente oblique à l'origine ; cas des variables purement aléatoire [36].

A partir de l'estimation du variogramme, on poursuit deux objectifs :

1. Déterminer les caractéristiques de la structure spatiale (le pallier, la portée, et l'effet pépité).
2. Ajuster un modèle au variogramme expérimental (sphérique, exponentiel, gaussien ...).

La fonction semi-variogramme est un outil équivalent pour décrire et quantifier la dépendance spatiale de la fonction aléatoire [81].

• **Effet de pépite :**

L'effet de pépite correspond à la limite du variogramme en zéro. Elle représente donc la variation entre deux mesures très proches et peut donc provenir de trois effets :

- une variabilité naturelle du paramètre mesuré (dans le cas où il est mesuré à deux instants différents par exemple).
- une variabilité de l'instrument de mesure : la pépite mesure donc en partie l'erreur statistique de l'instrument de mesure.
- un réel effet pépite : une variation brutale du paramètre mesuré.

L'effet de pépite est dû à deux causes principales à savoir : (1) les erreurs de mesure (c'est-à-dire une pauvre qualité des données). (2) une micro- régionalisation (c'est-à-dire l'existence de structures à une échelle beaucoup plus petite que celle explorée).

Le choix de la valeur de la pépite n'a pas été fait explicitement. La valeur des paramètres est surtout établie de manière à respecter au mieux la pente du variogramme aux faibles distances.

Le nombre directions donne une idée sur l'isotropie et l'anisotropie de la pluviométrie.

Une structure spatiale d'un phénomène est dite isotrope si la fonction de corrélation ne dépend pas des points d'application x_i et x_j mais de la norme du vecteur distance $\| \vec{x}_i - \vec{x}_j \|$. Elle est anisotrope si cette fonction dépend à la fois de la distance h et de la direction de vecteur distance $\vec{h} = \vec{x}_i - \vec{x}_j$ [9].

A l'aide des mesures obtenues sur les différentes stations du bassin de la Seybouse, on estime le variogramme par la méthode des moments.

Le calcul de variogramme expérimental (variogramme estimé) requiert donc la spécification de ces deux paramètres. Une « mauvaise » spécification de ces derniers peut conduire à des variogrammes expérimentaux impossibles à interpréter et à modéliser. Un pas trop petit fera que peu de couples de stations seront pris en compte pour le calcul du variogramme alors qu'un pas trop grand générera un variogramme trop lisse.

II.3.1.1. 3 Résultats et discussions

A l'aide de logiciel HYDROLAB, On a aboutit à un modèle admissible positif et nombre de couple pour la construction du variogramme expérimental de bassin versant de la Seybouse pour l'ensemble des pluies interannuelles allant de 1946 à 2010 sont de le l'ordre 276 (supérieure à 30 paires) couple avec une distance maximale absolue 115,0042 km et une distance maximale dans l'Azimute Nord est de 57,25km avec un pas de 2,9 km ; par ailleurs, la tolérance dans la même direction est de 90°.

Le variogramme montre qu'il y a isotopie dans les paramètres des séries des pluies interannuelles et qu'il y'a un seul palier à une distance de 16572(mm) qui suggère à la présence d'une seule structure de variabilité spatiale telle que ponctuelle et n'ont pas locale et régionale [79].

Le tableau II.1 donne les résultats de variogramme avant et après le calage pour différents types de modèles.

Tableau II. 1 : Calage des paramètres de modèles d'un variogramme expérimental

Type de modèle	Pépite	Palier (mm)		Porté (km)	Erreur type	
		avant le calage	après le calage		Avant calage	Après calage
linéaire	0	29020,46	16897	58	9976,41	6420,77467
Sphérique	0	29020,46	14210	58	12647,10	6386,48007
Exponentiel	0	29020,46	13363	58	13729,72	6716,91016
gaussien	0	29020,46	16572	58	10183,84	6368,67394

Pour le calage ou la validation de modèle, on cherche à déterminer les paramètres par tâtonnement des différents paramètres de modèle de variogramme qui nous donnent une erreur type minimale entre les données calculées (simulées) et observées. Après le calage, il convient de tester les trois paramètres de modèle tel que la pépite, le palier et la portée à savoir le modèle linéaire, Sphérique, Exponentiel et Gaussien. L'examen du tableau II. 1 montre clairement que le modèle Gaussien est le mieux adapté pour caractériser les pluies interannuelles de bassin versant à cause de faible erreur type, l'erreur types de modèle Gaussien est 6368,67394, soit sensiblement inférieur juste devant le modèle sphérique qui est 6386,48007. Le variogramme peut être représenté par la fonction suivante :

$$\gamma (h) = 16572(1 - e^{-\left(\frac{1,732h}{58}\right)^2}) \quad (\text{mm}) \quad (\text{II. 2})$$

Après le calage de variogramme, nous aboutions au traçage de diagramme suivant :

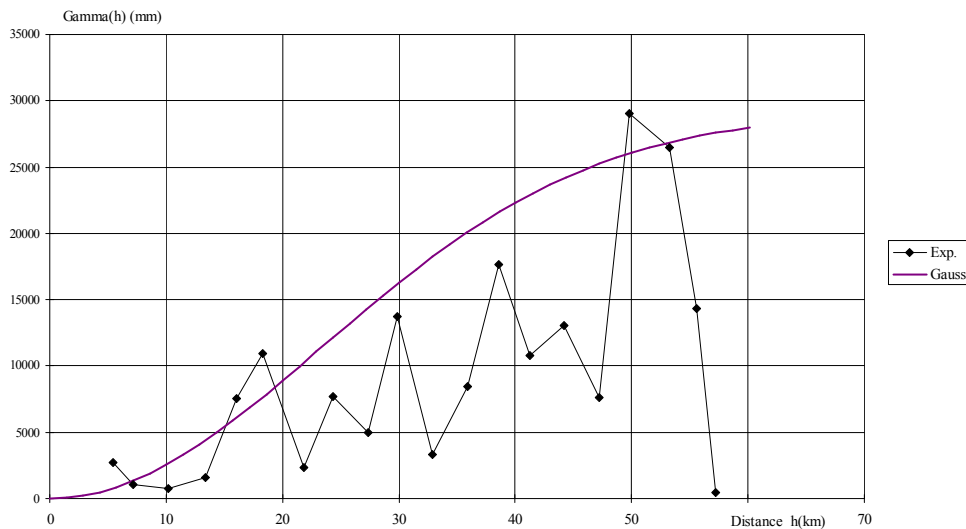


Figure II. 1: Variogramme de type Gaussien des pluies inter annuelles dans la direction Nord- Sud.

On peut noter que ce variogramme ne présente pas d'effet de pépite et qu'il présente une portée élevée avec une montée très lente et arrondie, le variogramme atteint 50 % de leur palier pour une distance d'environ de 16 km. Ce résultat semble intéressant, car il témoigne de la forte variabilité spatiale des champs de pluie. Le modèle théorique passe loin de nuage de points du modèle expérimental pour cette raison, nous constatons des erreurs importantes.

L'étape de calage couvre la période de 1946 à 2010, pour un jeu de paramètre de données, le niveau de calage du modèle est estimé à partir d'une comparaison visuelle aux points d'observation entre le modèle théorique et expérimental et la validation sur la même période.

Le modèle adopté sera celui qui nous donnera une erreur moyenne plus faible, dans notre cas le modèle linéaire.

L'examen de tableau II. 1 montre que le schéma linéaire est le mieux adapté avant du calage du modèle. En effet, les erreurs- types (ET) sont systématiquement plus faibles qui sont égales à 9976,4. Par contre les erreurs pour les autres modèles tel que sphérique, exponentiel et gaussien sont respectivement égales à 12647,1079 et 13729,7281 et 10183,8418.

Le modèle ajusté est une estimation raisonnable de la structure spatiale de la pluie étudiée.

II.3.1.2 Variabilité temporelle à partir de vingt quatre postes pluviométriques

Le lien entre l'environnement de grand échelle et la pluie est matérialisé par les systèmes convectifs. La pluviométrie associée à ces systèmes convectifs a des caractères relativement stables, en année humide ou en année sèche, sans différenciation, même si par ailleurs les champs de pluie constitués par des cumuls d'événements pluvieux présentent une grande variabilité sur une large gamme d'échelles temporelles (décennale, interannuelle et intra-saisonnière).

Notre étude a pour ambition de participer à la caractérisation hydro climatique synoptique actuelle de la Seybouse et de contribuer ainsi à l'établissement d'une référence sur l'organisation spatio-temporelle de l'élément climatique majeur qui est la pluie au pas de temps mensuel pour des valeurs moyennes [55].

Plusieurs approches permettent d'identifier la variabilité climatique, tels que la méthode des variables centrées réduites (indice de NICHOLSON), le filtre non récursif de Pass- bas de Hanning d'ordre 2 (moyennes pondérées), ce filtre permet de mettre en évidence la succession des périodes hydro- climatiques humides et sèches en éliminant les variations annuelles [2, 42].

II.3.1.2.a Variables centrées réduites : indice de NICHOLSON

En vue d'apprécier l'évolution de la pluviométrie au cours des différentes années, Plusieurs approches permettent d'identifier les variabilités climatiques et d'observer les périodes déficitaires et excédentaires, telle que la méthode des variables centrées réduites (indice de NICHOLSON). Cette méthode a l'avantage de mettre en évidence les périodes excédentaires et déficitaires bien adapté au suivi des variations de la pluviométrie [13]. Ainsi, pour chacun des postes pluviométriques retenus, un indice de la pluie interannuelle a été déterminé.

L'indice pluviométrique apparaît comme une variable centrée et réduite [6]. Cette méthode permet de suivre les fluctuations des régimes pluviométrique et hydrologique de la région. Cet indice, est utilisé pour quantifier les variations de précipitations à différentes échelles temporelles [45]. Pour cette étude, nous avons utilisé des données qui s'étendent sur une période connue de chaque station pluviométrique.

$$I_p = \frac{P_i - P_m}{\sigma} \quad (\text{II. 3})$$

L'indice pluviométrique, quant à lui, est utilisé pour normaliser les données, à l'aide d'une transformation centrée réduite. Celle-ci consiste simplement à centrer les données « P_i » par rapport à leur moyenne « P_m », et à les réduire par rapport à l'écart- type.

I_p : indice pluviométrique ;

P_i (mm) : hauteur de pluie totale pour une station pendant une durée i ;

P_m (mm) : hauteur moyenne annuelle de la pluie à la station pendant la durée entière d'enregistrement (période d'étude) ;

σ : Écart -type de la pluviométrie annuelle.

Le calcul de cet indice permet de déterminer le degré d'humidité ou de sécheresse du milieu [45].

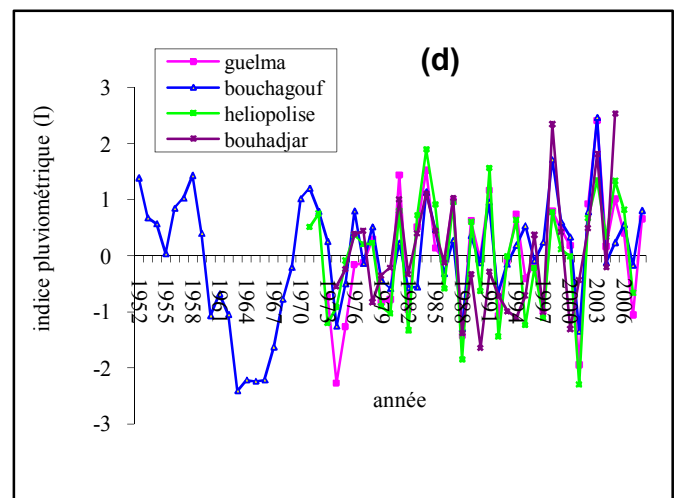
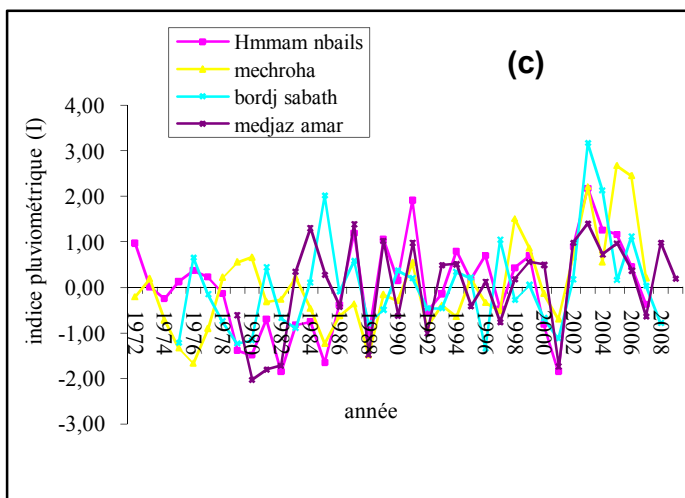
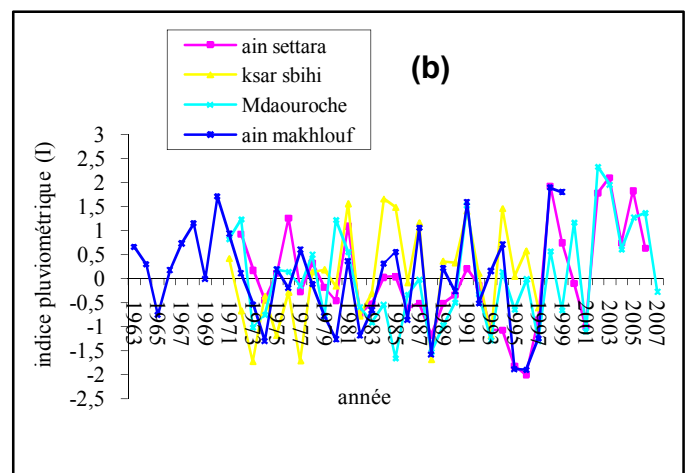
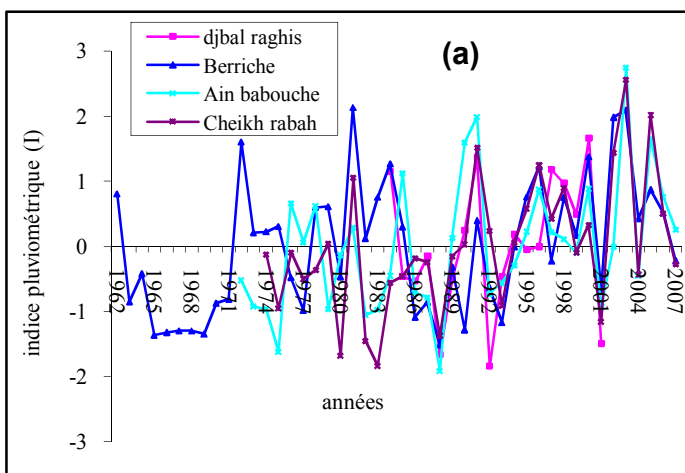
La détermination des indices pluviométriques a été réalisée à partir du tableur Excel.

La représentation cartographique des indices pluviométriques interannuels, calculés par ans sur la période de traitement, traduit l'évolution dans l'espace de la variable centrée réduite, étudiée, tout en soulignant les zones tantôt déficitaires.

Les précipitations annuelles enregistrées sur vingt quatre postes pluviométriques de longue durée sont représentées en valeurs centrées- réduites sur les figures II. 2 (a-b-c-d-e-f). La succession des valeurs positives y définissent des périodes de pluviométrie excédentaire.

Application

Si on prend en considération l'orientation vers le Nord comme paramètre essentiel [2,42] de l'ensembles des postes pluviométriques, c'est-à-dire en rangeant les stations par Latitude croissante (de Sud en Nord); en tenant compte les coordonnées de chaque poste particulièrement de l'ordonnées (Y) pour voir et justifier l'effet de la Mer méditerranéenne, l'échelle de représentation étant non linéaire, on a aboutir aux résultats qui sont représentés sur les figures II. 2 (a-b-c-d-e-f) pour les 24 postes pluviométriques représentatif de bassin versant :



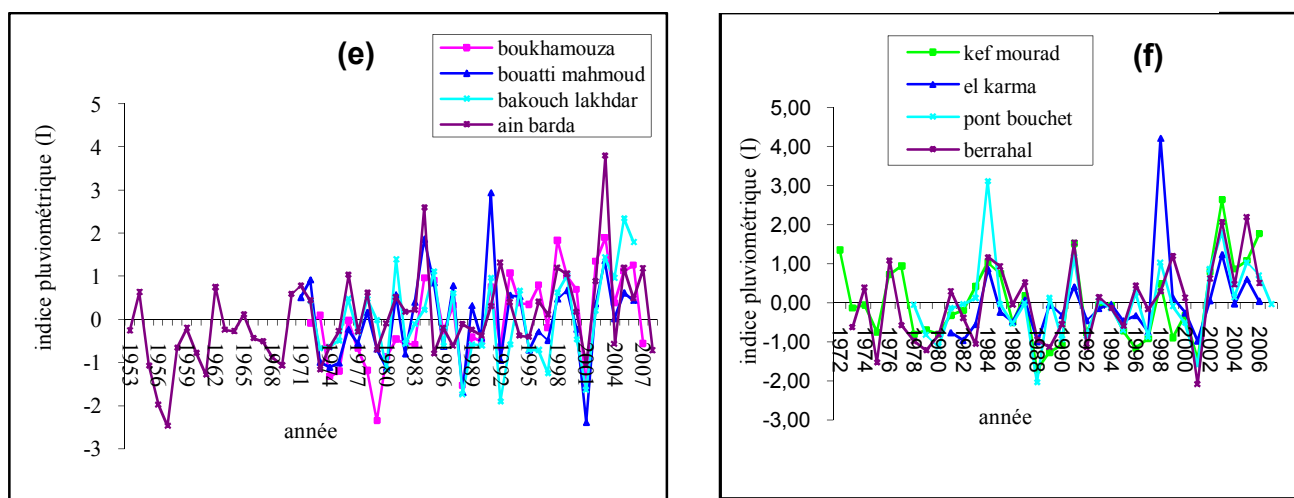


Figure II. 2 : (a-b-c-d-e-f) : Indices pluviométriques de l'ensemble des stations étudiés échelonnés dans la direction Nord pour des périodes non communes (1952-2009).

L'analyse de l'indice centré réduite de la pluviométrie de l'ensemble des stations pluviométriques allié et accordé avec le site internet référencier en bibliographie [86], permet de créer un partage et une régionalisation du bassin en étage climatique est non pas bioclimatique ⁽⁸⁾ pour différentes périodes.

a) Avant la période 1972, la majorité des stations pluviométriques découvrent l'existence d'un déficit pluviométrique intense notable qui a nettement touché toute une grande partie du bassin versant, qui se localise surtout sur la zone de Berriche et Bouchegouf sur une vaste période déficitaire allant de 1962 à 1971 et qui s'explique par une forte sécheresse ($-2 < I < -1$), vue que la pluviosité de la zone de Berriche sur la période 1965 à 1969 est inférieure à 100mm.

Cette zone est classée comme une zone saharienne, plus la zone de Ain Barda sur la période 54/62 qui est touché par une extrême sécheresse ($I < -2$) située dans l'étage bioclimatique semi aride ; en fin la zone de Ain Makhlouf sur l'année 65 qui est touchée par une sécheresse modérée ($-1 < I < 0$).

Cette sécheresse touche et frappe aussi le Nord Ouest de l'Algérie. En effet, les pluies diminuent en moyenne sur tout le Nord algérien. Cette dite sécheresse est mentionnée par plusieurs chercheurs [34]. Même aussi cette aridité et rupture climatique touche aussi une grande partie des régions du territoire Marocain qui a débuté vers les années 1976 et qui s'est étendue largement vers 1979-1980 [34], et qui donne une vision globale et décisive sur la pluviométrie et le climat du Nord Africain ainsi que le déplacement des masses d'air.

⁽⁸⁾ La notion de l'étage bioclimatique est citée dans la référence [62].

b) Durant la période 1972/2007, nous constatons que toutes les courbes ont les mêmes formes, même harmonie et concorde entre elles avec de faibles différences dans le sens, soit déficitaire ou excédentaire ; cette alternance de période sèche et humide causée par l'altitude des postes pluviométrique par rapport au niveau de la mer est l'une des spécificités des pluies en Algérie.

D'autres remarques pour la même période, est que 17% de nombre de stations pluviométriques marque un étage bioclimatique saharien telle que les stations de Berriche, Ain Settara, Cheikh Rabah et Djbel Reghiss, 96% de nombre de stations pluviométriques indiquent un étage bioclimatique semi aride, 88% de stations un étage aride, 75% de nombre de poste pluviométrique un étage bioclimatique sub humide, 46% de nombre de poste pluviométrique un étage bioclimatique humide et 12% de nombre de poste pluviométrique un étage bioclimatique hyper humide qui se localise dans les zones couvertes par les stations de Bouatti Mahmoud, Mechroha et El Karma.

c) L'année 2001 est marquée par une sécheresse extrême qui a touché toute la superficie du bassin versant sans exception avec sa périphérie dans son caractère très marqué dans le Nord (station de Berriche) avec un indice descendant jusqu'à -2,39 (station de Bouatti Mahmoud) 41% des stations pluviométriques sont classées dans l'étage semi aride et le reste des stations dans l'étage aride.

d) L'année 2003 est marquée par un caractère excédentaire de la pluviométrie qui s'est généralisée sur l'ensemble de la zone étudiée. La station de Mechroha est située dans l'étage hyper humidité, 43% des stations pluviométriques du bassin étudié dans l'étage humide, 24% des stations sur l'étage sub humide et le reste des stations sur l'étage semi aride. Nous avons remarqué des alternances entre des périodes déficitaires et excédentaires c'est-à-dire alternance entre humidité/sécheresse modérer ($-1 < I < 1$).

Cette variabilité temporelle des pluies sur le bassin versant de la Seybouse a mis en face l'hypothèse de l'expansion de la partie Nord de la zone de convergence intertropicale (ZCIT) qui s'est traduite par l'instabilité des pluies pluri annuelles de bassin.

Egalement, cette instabilité des pluies fait partie du caractère mondial des phénomènes d'instabilité qui atteste encore fois les travaux réalisés par Raymond Sneyers sur les pluies Africaines, cité en référence [69].

Dans le secteur d'hydrologie, la sécheresse survient quand les précipitations sont en dessous de la moyenne requise et la variabilité pluviométrique s'explique par l'instabilité atmosphérique et l'influence des facteurs planétaires [6].

II.3.1.2.b Carte de la pluviométrie pluri annuelle

On peut dresser une carte de variation de la pluviométrie inter annuelle sur la période 1946-2010 pour visualiser l'évolution des isohyètes en 3D sur la base de la localisation des stations pluviométriques ; et nous aboutissons à la construction de la figure II. 3.

Nous remarquons clairement qu'une variation graduelle et notable de la pluviométrie a affecté le bassin dans la direction Sud vers le Nord puis le retour vers un abaissement de la pluviométrie de Sud vers la partie Nord Est.

Ce résultat, en accord avec les résultats de rapport du Groupe Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC) [31]. Par exemple, on aura une nette remontée de l'isohyète jusqu'à 638.65 mm vers le Nord, les précipitations moyennes interannuelles varient de 23.9 à 1853.8mm.

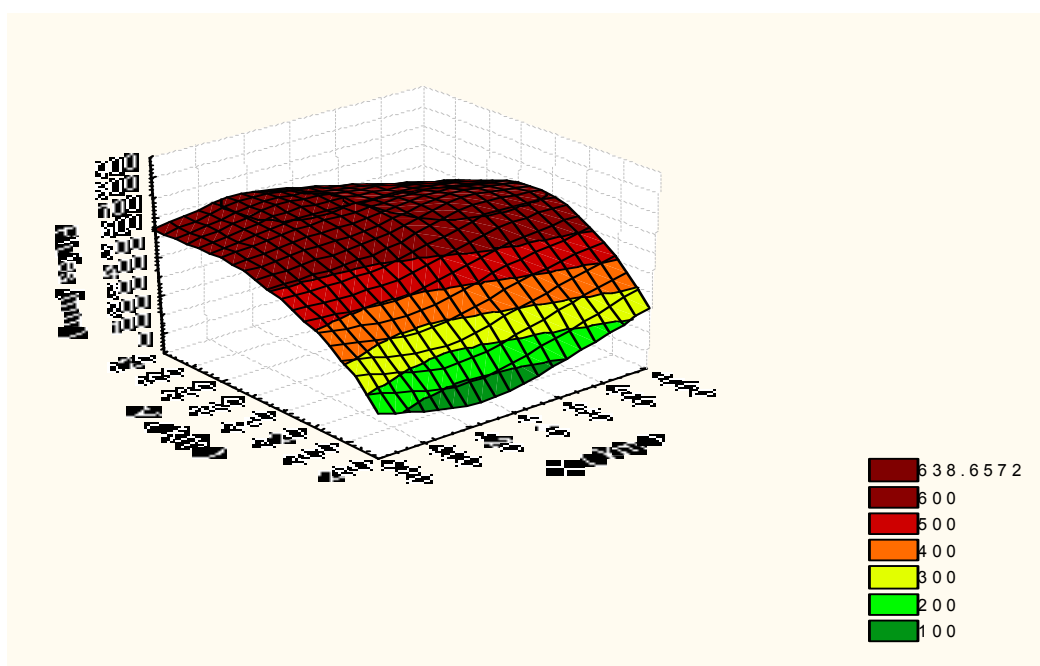


Figure II. 3 : Carte des Iso réponses en 3D des pluies inter annuelles de bassin versant de la Seybouse.

II .3.2 Variations saisonnières : indice saisonnier

L'étude de la variabilité saisonnière est indispensable, pour voir si la baisse ou la hausse de la pluviométrie est spécifique à une saison particulière ou à plusieurs saisons [43,63].

L'indice saisonnier est crée afin d'établir les critères de comparaisons et de classification de climat.

On appelle saisonnalité l'ensemble des fluctuations infra- annuelles qui se reproduisent chaque année avec plus ou moins de régularité. Cette définition exclut donc la présence de saisonnalité dans les séries annuelles [63].

Elle se reproduit à intervalles de temps égaux avec une forme à peu près constante. Elle peut résulter du rythme des saisons ou de facteurs humains. Sa période est égale à 12 pour les séries mensuelles, et à 4 pour les séries trimestrielles.

En outre, certaines séries pluri annuelles n'accusent aucune saisonnalité.

La saisonnalité s'exprime de deux façons : en pourcentage ou en nombre d'unités de mesure de la série. Pour déterminer l'indice saisonnier, on doit estimer comment les données varient dans les séries des précipitations pendant une année [57,63].

On appelle indice d'une variable, l'ensemble des nombres indiquant les valeurs relatives de cette variable pendant plusieurs mois ou plusieurs années.

Cette étude s'est bornée à l'ensemble des mois de l'année (Janvier, Février, ... et Décembre)

Il existe plusieurs méthodes de calcul des indices saisonniers [57,63].

- 1- Méthode du pourcentage de la moyenne ;
- 2- Méthode du rapport à la tendance ;
- 3- Méthode du rapport à la moyenne mobile ;
- 4- Méthode des chaînes relatives.

Dans notre cas, nous allons utiliser la méthode du pourcentage de la moyenne ⁽⁹⁾ dite aussi méthode des rapports, qui permet de mieux visualiser la chronologie des totaux de pluie saisonniers dans le temps [1, 63], et l'ensemble des résultats sont mentionnés dans le tableau II. 2.

⁽⁹⁾ la méthode des rapports sert à faire la distinction entre les mois en fonction de leur pluviosité il s'agit de calculer le rapport entre la quantité pluviométrique d'un mois et la moyenne pluviométrique de celui-ci. Elle s'écrit de la manière

suivante : $IN_s = \frac{P_i}{\bar{P}}$ Avec P_i : est la quantité pluviométrique d'un mois donnée en (mm), \bar{P} : est la moyenne

pluviométrique du mois considéré en mm.

Tableau II. 2 : Valeurs des coefficients saisonniers des séries des pluies pour l'ensemble des stations pluviométriques

Station	Coefficients saisonniers											
	Jan	Fev	Mar	Avr	Mai	Juin	juil	Aou	Sep	Oct	Nov	Dec
Ain Babouche	1.07	1.26	1.21	1.53	1.42	0.36	0.07	0.43	1.13	0.61	1.25	1.65
Ain Barda	1.867	1.382	1.334	1.232	0.749	0.295	0.056	0.182	0.651	1.07	1.331	1.850
Boukhamouza	1.851	1.479	1.431	1.460	0.655	0.36	0.048	0.190	0.715	0.897	0.898	2.0126
Bouchegouf	0.139	0.110	0.116	0.113	0.070	0.032	0.006	0.019	0.067	0.084	0.104	0.139
Berriche	1.193	1.048	1.244	1.548	1.199	0.600	0.231	0.620	1.168	0.896	0.918	1.335
Guelma	1.532	1.288	1.511	1.254	0.989	0.329	0.073	0.212	0.708	0.997	1.402	1.7033
Héliopolise	1.762	1.430	1.359	1.214	0.818	0.349	0.091	0.195	0.716	1.032	1.259	1.776
Hmmam N'baïls	1.872	1.428	1.562	1.458	0.827	0.333	0.034	0.200	0.666	0.881	1.235	1.504
Bordj Sabath	1.663	1.286	1.398	1.270	0.916	0.285	0.089	0.166	0.728	0.863	1.392	1.942
Ain Makhlouf	1.563	1.380	1.519	1.313	0.816	0.402	0.122	0.289	0.846	0.822	1.202	1.724
Ain Settara	1.214	0.901	1.298	1.452	1.339	0.617	0.225	0.379	1.090	1.018	1.109	1.356
Bakouche Lakhdar	2.045	1.593	1.398	1.052	0.498	0.179	0.025	0.089	0.503	0.949	1.489	2.179
Cheikh Rabah	1.327	1.043	1.382	1.501	1.206	0.652	0.251	0.625	1.010	0.944	0.865	1.194
Ksar Sbihi	1.474	1.350	1.613	1.467	1.448	0.692	0.254	0.288	0.796	0.675	0.939	1.003
Pont Bouchet	1.72	1.20	1.23	1.06	0.64	0.27	0.05	0.19	0.72	1.08	1.67	2.15
Mdjaz Amar	1.714	1.250	1.323	1.376	0.902	0.360	0.140	0.186	1.041	0.790	1.215	1.704
El Karma	1.890	1.449	1.185	1.073	0.652	0.234	0.029	0.158	0.533	0.764	1.629	2.405
Mechroha	1.714	1.541	0.707	1.863	1.104	0.369	0.030	0.132	0.535	0.843	1.480	1.683
Kef Mourade	1.835	1.419	1.346	1.241	0.793	0.265	0.033	0.151	0.539	1.150	1.348	1.880
Bouatti Mahmoude	1.772	1.422	1.347	1.090	0.870	0.289	0.092	0.173	0.657	1.031	1.428	1.831
Mdaouroche	0.977	1.015	3.411	1.080	0.959	0.471	0.202	0.423	0.839	0.697	0.807	1.120
Bouhadjar	1.618	1.445	1.323	1.360	1.031	0.307	0.053	0.196	0.431	1.027	1.505	1.705
Berrahal	1.802	1.436	1.335	1.117	0.656	0.212	0.042	0.131	0.47	1.122	1.53	2.144
Djbal Reghiss	1.263	0.770	1.269	1.017	1.233	0.759	0.185	0.519	1.403	1.315	1.302	0.965

Le tableau II.2, fournit des informations intéressantes sur les valeurs des coefficients de saisonnalités. Nous pouvons distinguer deux catégories des valeurs. Pour les mois de Mai, Juin, Juillet, Aout, Septembre et mois d'Octobre, l'activité saisonnière (mensuelle) est faible ; inférieure à la moyenne, qu'elle coïncide aux saisons du printemps et d'été. Contrairement, au reste des mois, elles marquent une activité saisonnière importante ; supérieure à la moyenne. Les résultats du tableau donnent une idée sur l'effet potentiel des valeurs du coefficient saisonnier sur la prévision des pluies mensuelles.

II.3.3 Analyse de la variabilité des séries des pluies pluri annuelle

La terminologie d'analyse en série temporelle a été utilisée pour la première fois par Box et Jenkins dans les années 1970 [76].

Toute analyse de la pluviométrie à l'échelle d'un bassin versant comporte un biais, lié à la variabilité spatiale des précipitations.

II.3.3.1 Vérification de caractère aléatoire

Le caractère aléatoire simple d'une série d'observations est défini par le fait que toutes les observations de la série sont issues de la même population et qu'elles sont toutes indépendantes entre elles. Du point de vue de la statistique mathématique, cela signifie une stabilité de la loi de répartition et absence de lien entre éléments consécutifs [69].

Cette remarque justifie l'application dans le cas non paramétrique d'un test de détection de tendance et d'un test de corrélation sériale pour vérifier le caractère aléatoire simple d'une série d'observations (Sneyers, 1975) [69].

Le test de corrélation sur le rang (taux de Kendall) et la procédure de segmentation de Hubert sont en général assez puissants pour indiquer le caractère aléatoire et non aléatoire des séries chronologiques des pluies en mettant en évidence des ruptures de stationnarité au seuil de confiance $\alpha(\%)$ [13].

On peut aussi vérifier le caractère aléatoire par le test de corrélation sériel d'ordre 1, le test de Von Neumann, auto corrélogramme et statistique de rang de Spearman. Ce dernier test confirme le caractère aléatoire avec cependant deux exceptions relatives aux précipitations hivernales et annuelles, où l'hypothèse « nulle » de séries aléatoire peut être rejetée au seuil de 5% [15].

Nous déterminons sous quelle forme se présente le caractère non- aléatoire observé pour les séries des pluies de l'année et de l'hiver. Dans cette perspective, les séries ont été soumises aux tests de rang de Spearman, rapport de Von Neumann et corrélation sur les rangs de Kendall.

II.3.3.2 Méthodes utilisées dans l'analyse des séries pluviométriques et détection des ruptures de stationnarité

Le climat varie continuellement à toutes les échelles de temps. La détection des → changements climatiques consiste à montrer que le climat a changé selon certains critères statistiques définis, sans donner la raison de ce changement [66].

L'approche statistique par l'application de tests de détection de rupture a été utilisée pour analyser les séries chronologiques des précipitations. Une rupture dans une série chronologique peut être assimilée à un changement dans la loi de probabilité de la série à un instant donné, le plus souvent

inconnu. Le traitement statistique concerne d'une part la tendance, et d'autre part la détection des changements brusques des caractéristiques de loi de distribution des variables.

Une telle rupture marque une modification du régime pluviométrique ou hydrologique. Il existe plusieurs méthodes de détection des ruptures des séries chronologiques à savoir : test de Pettitt, statistique de Buishand (1982,1984), procédure Bayésienne de Lee et Heghinian (Lube et al 1994), segmentation d'Hubert et test de corrélation sur le rang [83].

Une rupture faible signifie qu'elle est détectée par un seul test, ce qui indique une probabilité plus faible de rupture ou un événement de moindre amplitude. Une rupture probable signifie que la rupture est détectée par au moins 2 tests statistiques.

Une rupture avérée signifie que la rupture est détectée par les trois tests, ce qui indique donc une probabilité importante de rupture ou un événement de grande amplitude. Ces méthodes permettent principalement d'effectuer l'identification et la modélisation des changements des paramètres statistiques liés à des séries chronologiques. Ces paramètres statistiques sont éventuellement caractérisés dans notre cas par le changement des moyennes d'une série temporelle.

II.3.3.3 Conditions d'application des méthodes

a. Les tests classiques

Le test de corrélation sur le rang ne suppose aucune propriété particulière de la série chronologique étudiée. Le test de Pettitt s'applique à des séries non autocorrélées et requiert implicitement que la variance de la série ne soit pas affectée par la rupture si une rupture prioritairement recherchée. La statistique de Buishand repose sur l'ensemble des hypothèses suivantes : normalité de la série, égalité de variances des distributions de part et d'autre du point de rupture, absence d'autocorrélation.

Leurs conditions d'applications sont précises [43,49].

b. Procédure Bayésienne

La procédure Bayésienne de Lee et Heghinian impose la normalité, la non autocorrélation et la constance de la variance [43,49].

c. Test de corrélation sur le rang de Kendall

Ce coefficient de corrélation τ (tau) nécessite que les variables soient mesurées au moins dans une échelle ordinale, de telle sorte que chaque sujet des deux variables puisse être rangé.

d. Procédure de segmentation des séries hydrométéorologiques de P. HUBERT

Déjà appliquée à des séries de précipitations et de débits de l'Afrique de l'Ouest (Hubert et Carbonnel, 1993) et de l'Algérie (Meddi et al., 2003) [43].

Parmi les raisons pour lesquelles certaines méthodes n'ont pas été retenues, il faut citer :

*/ Absence d'hypothèse alternative précise

*/ L'existence de tests similaires plus performants ; c'est ainsi que les procédures de détection ont été jugées plus pertinentes que le test t de Student de différence de deux moyennes ou le test de Cramer.

*/ Une hypothèse trop forte de normalité de la variable étudiée, c'est-à-dire un défaut de robustesse.

II.3.3.4 Méthodes retenues dans l'étude

Parmi les approches présentées précédemment qui regroupent majoritairement toutes les méthodes citées dans le glossaire d'analyse hydrologique, des séries chronologiques [43], ont été retenues pour l'étude des séries chronologiques des pluies pour l'ensemble du territoire de la Seybouse. Les tests qui s'appuient principalement sur le fait qu'elles nous permettent de donner une date de rupture. Ces tests sont : filtre passe-bas de Hinning d'ordre 2, Pettitt (1979), rangs de Spearman, Von Neumann et Buishand (1982-1984).

II.3.3.5 Filtre de passe Bas de Hinning

La méthode filtre Passe- Bas de Hinning d'ordre 2 appelée aussi moyenne mobile pondérée (lissage des données) recommandé par MITCHEL et al [2]. La meilleure technique d'observation des fluctuations interannuelles qui permet d'éliminer les variations saisonnière dans une série chronologique et qui met en évidence la succession des périodes hydro climatiques sèches et humide en éliminant les variations annuelles [2].

Quand une chronique est très complexe (« bruit » important, cycle irrégulier, plusieurs tendances successives), on peut la simplifier pour donner une représentation graphique des phénomènes essentiels qui la composent.

Les valeurs des séries des pluies ont été standardisées avant de les filtrer. Le filtrage des données standardisées permet une comparaison aisée de la variabilité temporelle des pluies annuelles sur tout le bassin étudié. La stationnarité à été vérifié aux moyens des tests connus.

Toutes les séries des pluies inter annuelles ont été analysées à l'aide de filtre non récursive de Passe- Bas de Hinning d'ordre 2 (moyenne mobile pondérée) [2].

Etant donné l'ensemble des observations de chaque année est de i_1, i_2, i_3, \dots

On définit une moyenne mobile d'ordre N (longueur de la série) que l'on obtient par la suite des moyennes arithmétiques [57].

$$\frac{i_1 + i_2 + i_3}{N}, \frac{i_2 + i_3 + i_4}{N}, \frac{i_3 + i_4 + i_5}{N} \quad (\text{II. 4})$$

Les sommes des numérateurs dans l'équation II.4 sont appelées totaux mobiles d'ordre N [57].

Quant les données sont annuelles ou mensuelles, les moyennes prennent respectivement les noms de moyennes mobiles sur N années ou « N » mois [57].

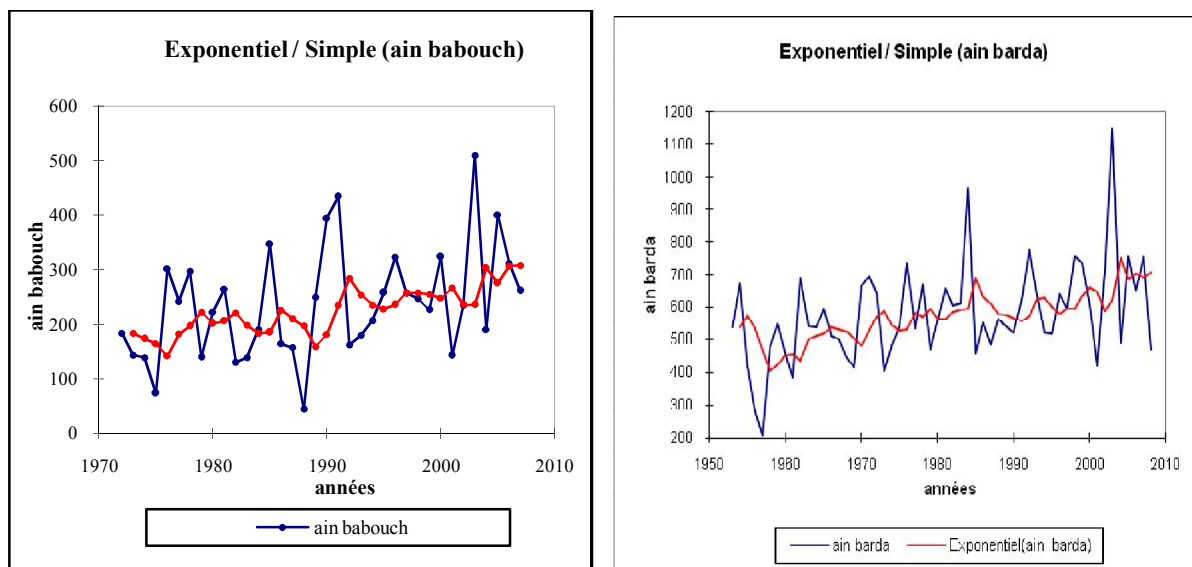
La technique des moyennes mobiles consiste à lisser les irrégularités en associant aux valeurs Y_{ti} d'une chronique de nouvelles valeurs Z_{ti} qui sont les moyennes arithmétiques d'une valeur originale Y_{ti} et des valeurs qui l'encadrent. Les moyennes mobiles peuvent être calculées sur trois ans ou cinq ans.

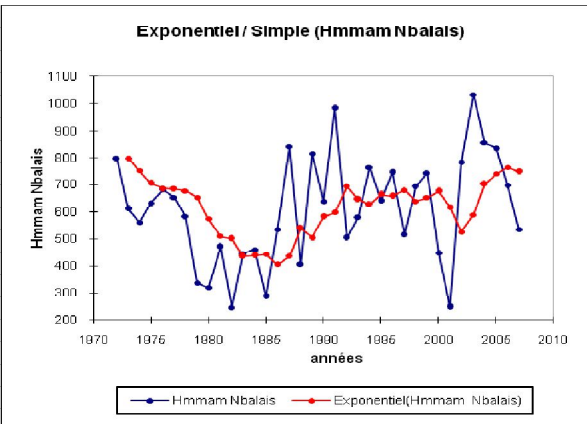
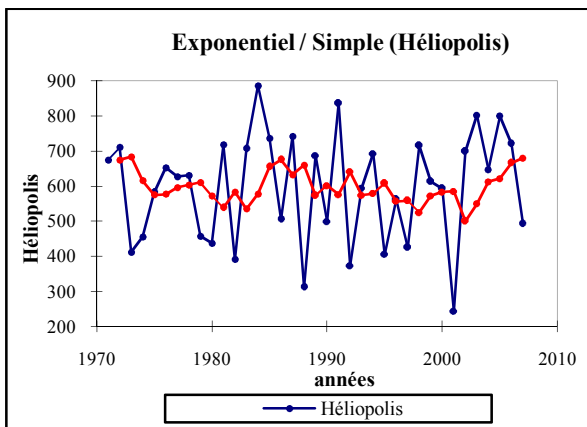
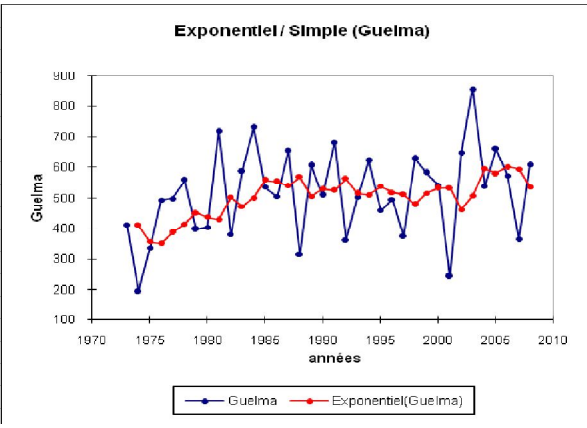
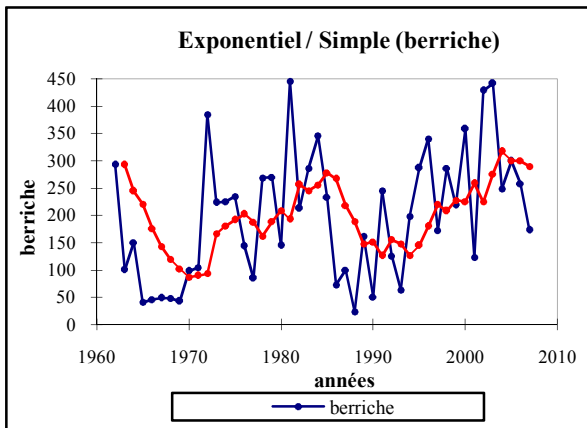
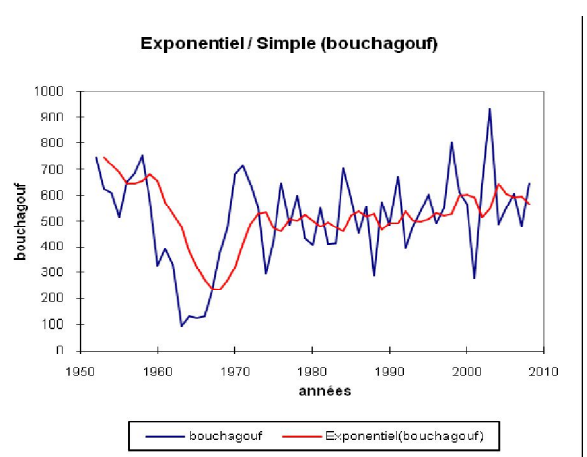
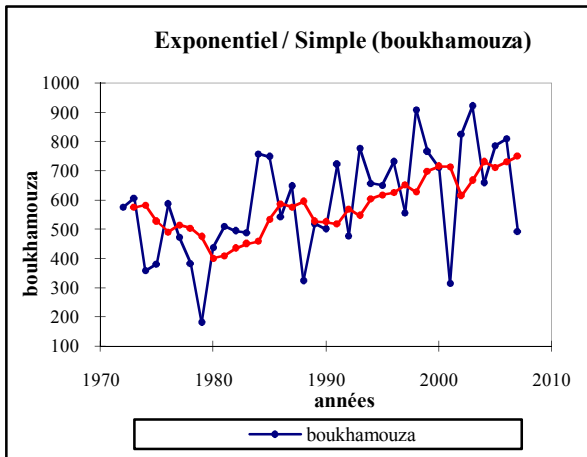
Cette méthode a permis d'avoir des séries hydrométriques et pluviométriques lissées pour les différentes stations et pour les sous bassins hydrologiques, aux pas de temps journalier, mensuel et annuel.

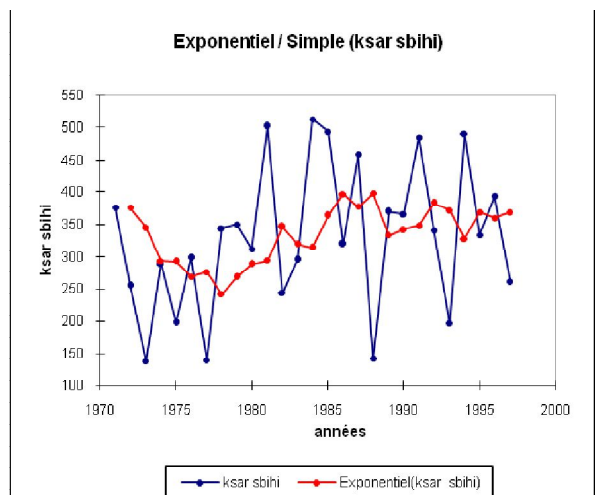
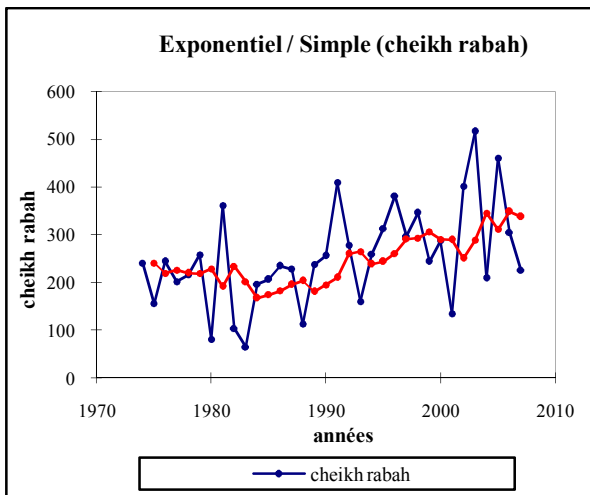
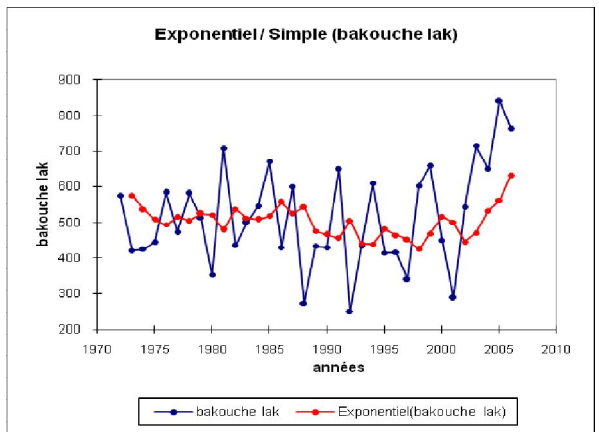
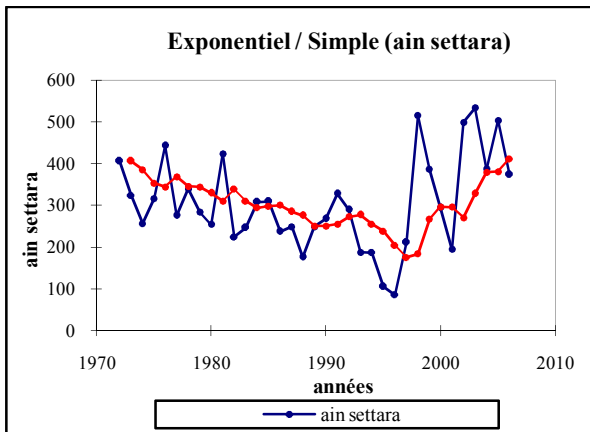
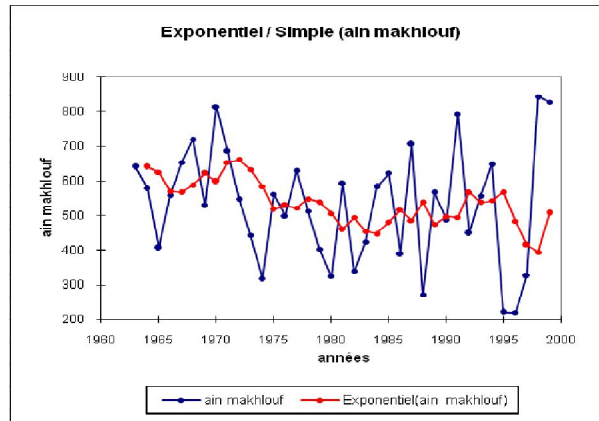
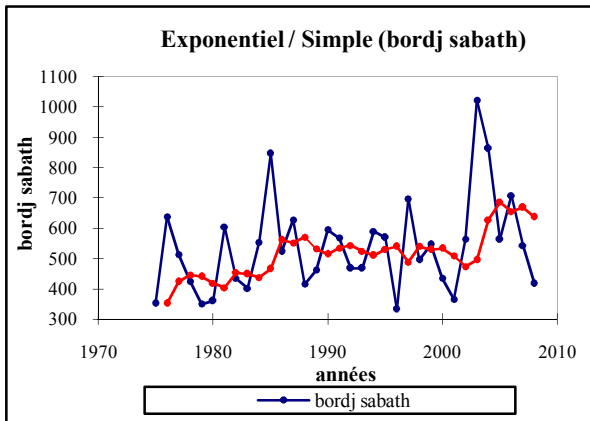
Application

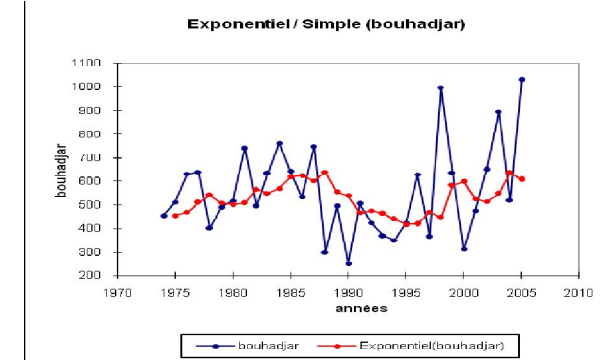
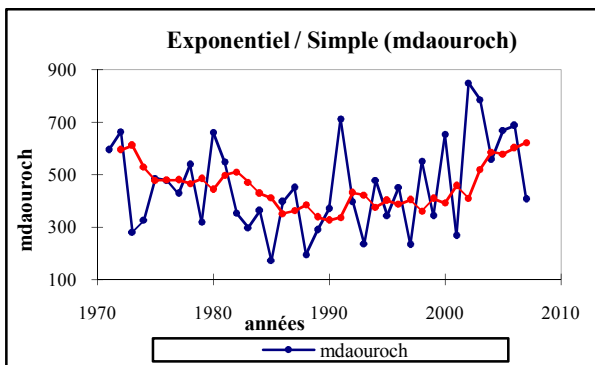
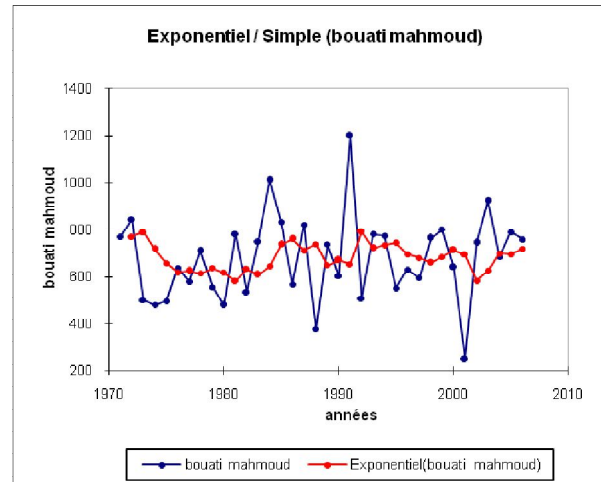
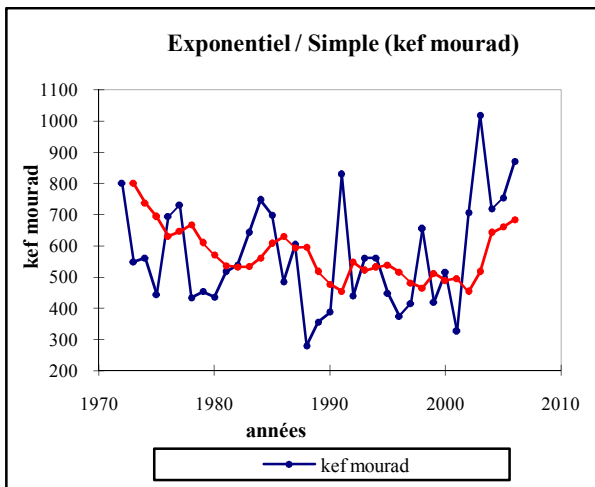
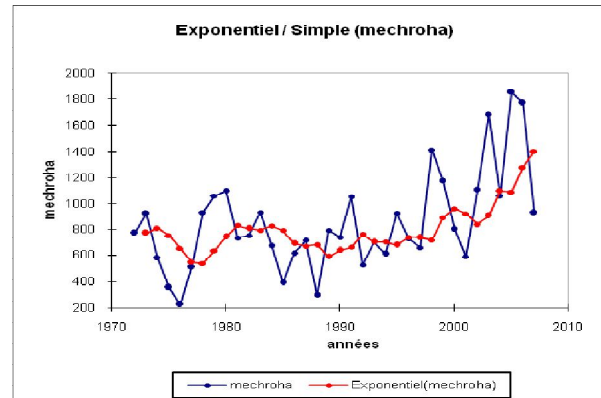
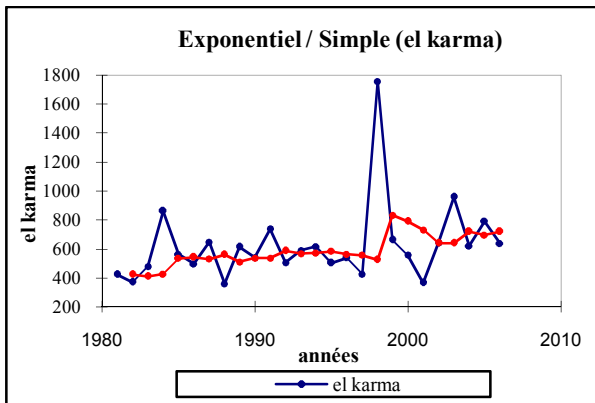
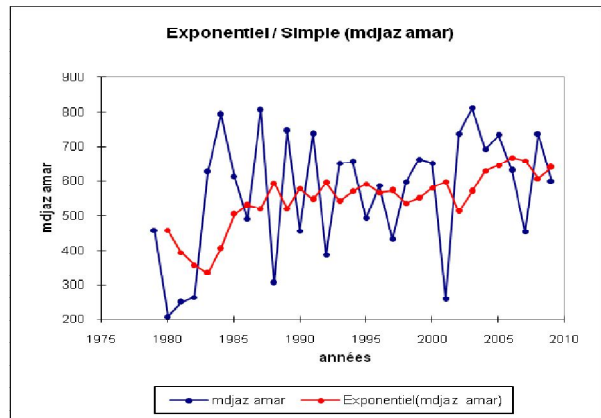
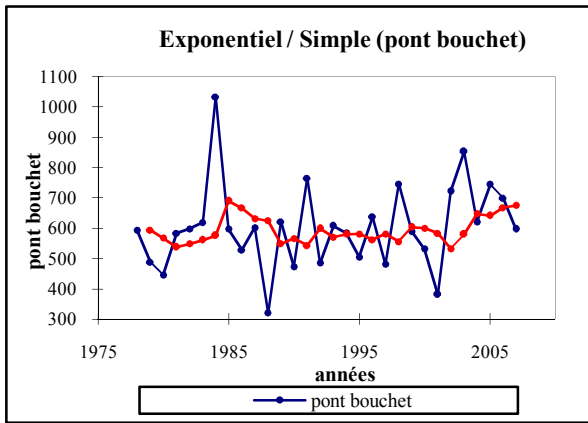
Nous examinons les pluies pluri annuelles avec le test de filtre de Passe- Bas de Hinning d'ordre 2 dans un intervalle de confiance de 95%. L'ensemble des résultats sont représentés sur la figure II. 4.

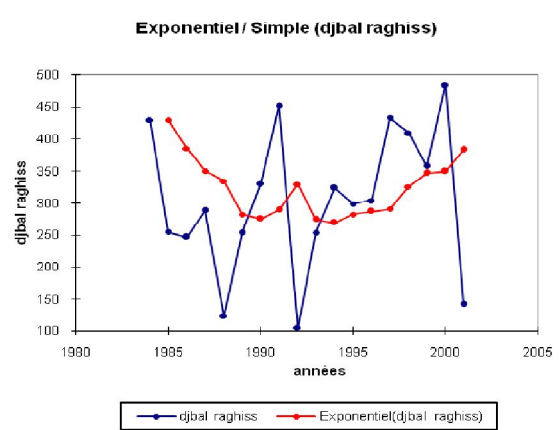
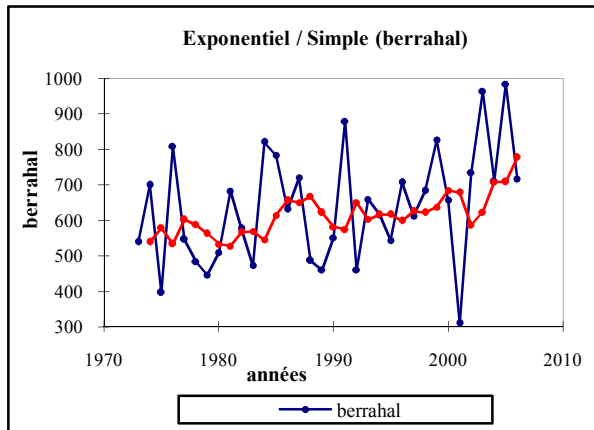
Figure II. 4 : Lissage des pluies pluri annuelles de l'ensemble des stations pluviométriques de bassin versant de la Seybouse par la méthode des moyennes mobiles pondérées.











Nous remarquons des tendances à la hausse sur les stations de Berrahal, El Karma, Mechroha, Mdzaz Amar, Cheikh Rabah, Bordj Sabath, Ain Babaouche, Ain Barda et Boukhamouza avec une cyclicité sur les stations de Hamman N’bail, Berriche, Bouhadja. Le reste des stations pluviométriques présentent des phases de croissance et de récession à l’exception de la station de Djbel Raghiss qui présente des mouvements irréguliers ou aléatoires.

Remarques sur l’hypothèse et niveau des tests statistiques [43].

Il existe deux stratégies pour prendre une décision en ce qui concerne un test d’hypothèse : la première stratégie fixe a priori la valeur du seuil de signification α et la seconde établit la valeur de la probabilité critique α_{obs} a posteriori.

Dans le processus de prise de décision, on peut prendre en considération les deux règles suivantes :

Règle de décision 1 :

Sous l’hypothèse « H_0 est vraie » et pour un seuil de signification α fixé.

-- si la valeur de la statistique S_{obs} calculée appartient à la région critique alors l’hypothèse H_0 est rejetée au risque d’erreur α et l’hypothèse H_1 est acceptée ;

-- si la valeur de la statistique S_{obs} n’appartient pas à la région critique alors l’hypothèse H_0 ne peut être rejetée.

Règle de décision 2 :

La probabilité critique telle que $P(S \geq S_{obs}) = \alpha_{obs}$ est évaluée.

-- si $\alpha_{obs} \geq \alpha$ l’hypothèse H_0 est acceptée car le risque d’erreur de rejeter H_0 alors qu’elle est vraie est trop importante ;

-- si $\alpha_{obs} < \alpha$ l’hypothèse H_0 est rejetée car le risque d’erreur de rejeter H_0 alors qu’elle est vraie est très faible.

Le choix du niveau de signification ou risque α est lié aux conséquences pratiques de la décision. Nous choisissons : $\alpha = 0,05$; $0,02$ ou $0,001$.

Sur l'ensemble des séries des pluies pluriannuelles l'hypothèse H_0 correspondant à une stationnarité et l'hypothèse H_1 alternative à un changement (rupture ou une tendance).

On appelle puissance d'un test, la probabilité de rejeter H_0 et d'accepter H_1 alors que H_1 est vraie.

La puissance d'un test est fonction de la nature de H_1 , un test unilatéral est plus puissant qu'un test bilatéral. Elle augmente avec la taille de l'échantillon « N » étudié, et diminue lorsque α diminue.

II.3.3.6 Aspect théorique de test de Von Neumann (Von Neumann Ratio Test) [37,72]

A partir d'une série ordonnée (chronologique ou analogue) de « n » observation d'une variable continue X_i , on définit le coefficient de Von Neumann η .

Ce test est décrit par Kendall et al. (1983). Pour son application, on considère la variable appelée rapport de Von Neumann telle que:

η : Le rapport de la moyenne des carrés des différences successives à la variance de l'échantillon.

On peut encore écrire :

$$\eta = \frac{n}{n-1} \cdot \frac{\sum_{t=1}^{n-1} (x_{t-1} - x_t)^2}{\sum (x_t - \bar{x})^2} \quad (\text{II. 5})$$

$$\text{Avec : } \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_t \quad (\text{II. 6})$$

Pour un échantillon (x_1, \dots, x_n) (chronique) de taille n supérieure ou égale à 30, on peut montrer que la variable η suit approximativement une distribution normale de moyenne $E(\eta)$ et de variance $\text{Var}(\eta)$ données par :

$$E(\eta) = 2 \cdot \frac{n}{n-1}$$

$$\text{Var}(\eta) = 4 \cdot \frac{(n-2)}{(n-1)^2}$$

La statistique du test est alors :

$$Z = \frac{\eta - E(\eta)}{\sqrt{\text{Var}(\eta)}} \rightarrow N(0,1)$$

Les étapes d'application de ce test sont données par:

Étape 1. Vérifier que la taille n de la chronique est supérieure ou égale à 30.

Étape 2. Calculer le rapport de Von Neumann.

Étape 3. Tester l'hypothèse nulle d'indépendance en calculant la valeur observée de la statistique du test sous l'hypothèse nulle suivante:

$$Z_{\text{obs}} = \frac{\eta - 2 \frac{n}{n-1}}{\sqrt{4 \cdot \frac{(n-2)}{(n-1)^2}}}$$

Étape 4. Au niveau de signification α rejeter H_0 si $|Z_{\text{obs}}| > Z_{(1-\frac{\alpha}{2})}$

$Z_{(1-\frac{\alpha}{2})}$ est la quantile d'ordre $1-\frac{\alpha}{2}$ de la loi $N(1,0)$.

Application aux pluies pluri annuelles

Nous examinons les séries des pluies pluriannuelles de l'ensemble des stations pluviométriques pour un niveau de signification de 2 et 5%, sous l'utilisation des simulations de Monte Carlo. L'hypothèse nulle H_0 est que la série des pluies est homogène et l'hypothèse alternative est H_a , qu'il y a une date à partir de laquelle un changement dans les données est existant. L'ensemble des résultats sont indiqués sur le tableau II. 3.

Tableau II. 3 : Résultats de test de Von Neumann sur les pluies pluri annuelles

N°	Nom de la station	Période d'étude	p-value (bilatérale)		N	Remarque et conclusion
			$\alpha_1=2\%$	$\alpha_2=5\%$		
01	Ain Babouche	1973-2007	0.091	0.097	1.568	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$
02	Ain Barda	1954-2008	0.075	0.077	1.619	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$
03	Boukhamouza	1973-2007	0.030	0.030	1.385	p-value $> \alpha_1, \text{p-value} < \alpha_2$
04	Bouchegouf	1953-2008	< 0,0001	< 0,0001	0.963	p-value $< \alpha_1, \alpha_2$
05	Berriche	1963-2007	0.006	0.004	1.250	p-value $< \alpha_1, \alpha_2$
06	Guelma	1974-2008	0.494	0.494	1.997	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$
07	Héliopolise	1972-2007	0.834	0.836	2.326	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$
08	Hmmam N'baïls	1973-2007	**	0.025	1.363	p-value $< \alpha_2$
09	Bordj Sabath	1976-2008	0.062	0.063	1.464	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$
10	Ain Makhlof	1964-1999	0.164	0.154	1.672	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$
11	Ain Settara	1973-2006	0.004	0.004	1.129	p-value $< \alpha_1, \alpha_2$
12	Bakouche Lakhdar	1973-2006	0.138	0.147	1.638	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$
13	Cheikh Rabah	1975-2007	0.227	0.233	1.748	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$
14	Ksar Sbihi	1972-1997	0.516	0.516	2.019	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$
15	Pont Bouchet	1979-2007	0.506	0.492	1.999	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$
16	Mdjaz Amar	1980-2009	0.334	0.335	1.846	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$
17	El Karma	1982-2006	0.628	0.630	2.147	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$
18	Mechroha	1973-2007	0.001	0.001	0.985	p-value $< \alpha_1, \alpha_2$
19	Kef Mourade	1973-2006	0.021	0.019	1.313	p-value $> \alpha_1, \text{p-value} < \alpha_2$
20	Bouatti Mahmoude	1972-2006	0.706	0.709	2.185	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$

21	Mdaouroche	1972-2007	0.168	0.172	1.684	p-value α_1, α_2
22	Bouhadjar	1975-2005	0.236	0.236	1.747	p-value α_1, α_2
23	Berrahal	1974-2006	0.414	0.413	1.918	p-value α_1, α_2
24	Djbal Reghiss	1985-2001	0.409	0.399	1.884	p-value α_1, α_2

** : Pas de test de cette série au niveau de signification 2%.

Le test de Von Neumann appliqué aux séries des pluies pluriannuelles marque des ruptures aux niveaux des stations pluviométriques de Bouchegouf, Berriche, Ain Settara, Mechroha aux seuils de 2 et 5% et aux stations de Bokhamouza, Hammam N 'Bails et Kef Mourad pour un niveau de signification de 5%. Nous constatons que la rupture est accentuée sur la partie Nord- Est, contrairement à la partie Sud qui est moyenne.

II.3.3.7 Aspect théorique de test des rangs de Kendall (Kendall Rank Correlation Test) [37,49].

Le calcul de test de corrélation sur le rang est basé sur le calcul du nombre Q de paires (X_j, X_i) pour lequel $X_j > X_i$; $(j > i, i = 1, \dots, N-1)$ sous l'hypothèse nulle H_0 de stationnarité de la série.

Ce test est décrit par Kendall et al. (1983). Pour son application, on considère la variable ' τ ' donnée par:

$$\tau = 1 - \frac{4Q}{N(N-1)} \quad (\text{II. 7})$$

Où: Q est le nombre de valeurs pour lesquelles $x_j < x_i$ lorsque $t' < t$

Pour N supérieur ou égale à 30, sous l'hypothèse nulle d'indépendance τ suit approximativement une distribution normale de moyenne $E(\tau)$ et de variance $\text{Var}(\tau)$ données par:

$$E(\tau) = 0$$

$$\text{Var}(\tau) = \frac{2(2N+5)}{9n(N-1)}$$

La statistique du test est alors :

$$Z = \frac{\tau - E(\tau)}{\sqrt{\text{var}(\tau)}} \rightarrow N(0,1)$$

Les étapes d'application de ce test sont données par :

Étape 1 : Vérifier que la taille « n » de la chronique est supérieure ou égale à 30.

Étape 2 : Calculer τ .

Étape 3 : Tester l'hypothèse nulle d'indépendance en calculant la valeur observée de la statistique du test sous l'hypothèse nulle suivante:

$$Z_{\text{obs}} = \frac{\tau}{\sqrt{\frac{2(2N+5)}{9n(N-1)}}}$$

Étape 4: Au niveau de signification α rejeter H_0 si : $|Z_{\text{obs}}| > Z_{(1-\frac{\alpha}{2})}$ ou , $Z_{(1-\frac{\alpha}{2})}$ est le quantile $(1-\frac{\alpha}{2})$ de la loi $N(0,1)$.

Application aux pluies pluri annuelles

Après l'illustration de la théorie du test, nous allons examiner leurs comportement en utilisant les données dont nous disposons avec l'utilité de logiciel XLSTAT-PRO pour un niveau de signification de 2, 5 et 10%, sous l'hypothèse nulle H_0 d'une absence de la tendance dans les séries des pluies et d'une hypothèse alternative H_a d'existence d'une date à partir de laquelle il y a un changement dans les données. Les résultats sont mentionnés sur le tableau II. 4.

Tableau II. 4 : Résultats de test de taux de Kendall sur les séries des pluies pluriannuelles.

N°	Nom de la station	Période d'étude	p-value (bilatérale)			Taux de kendall	Remarques et conclusion
			$\alpha_1 = 2\%$	$\alpha_2 = 5\%$	$\alpha_3 = 10\%$		
01	Ain Babouche	1973-2007	0.096	0.096	0.096	0.199	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$, p-value $< \alpha_3$,
02	Ain Barda	1954-2008	0.003	0.003	0.003	0.278	p-value $< \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
03	Boukhamouza	1973-2007	0.0003	0.0003	0.0003	0.415	p-value $< \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
04	Bouchegouf	1953-2008	0.147	0.147	0.147	0.134	p-value $> \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
05	Berriche	1963-2007	0.001	0.001	0.001	0.327	p-value $< \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
06	Guelma	1974-2008	0.119	0.119	0.119	0.187	p-value $> \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
07	Héliopolise	1972-2007	0.473	0.473	0.473	0.086	p-value $> \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
08	Hmmam N'baïls	1973-2007	0.046	0.046	0.046	0.237	p-value $> \alpha_1$, p-value $< \alpha_2, \alpha_3$
09	Bordj Sabath	1976-2008	0.288	0.288	0.288	0.133	p-value $> \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
10	Ain Makhlouf	1964-1999	0.525	0.525	0.525	-0.076	p-value $> \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
11	Ain Settara	1973-2006	0.791	0.791	0.791	0.034	p-value $> \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
12	Bakouche Lakhdar	1973-2006	0.165	0.165	0.165	0.169	p-value $> \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
13	Cheikh Rabah	1975-2007	0.003	0.003	0.003	0.366	p-value $< \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
14	Ksar Sbihi	1972-1997	0.078	0.078	0.078	0.249	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$, p-value $< \alpha_3$
15	Pont Bouchet	1979-2007	0.130	0.130	0.130	0.202	p-value $> \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
16	Mdjaz Amar	1980-2009	0.094	0.094	0.094	0.218	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$, p-value $< \alpha_3$
17	El Karma	1982-2006	0.098	0.098	0.098	0.240	p-value $> \alpha_1, \alpha_2$, p-value $< \alpha_3$
18	Mechroha	1973-2007	0.006	0.006	0.006	0.324	p-value $< \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$

19	Kef Mourade	1973-2006	0.410	0.410	0.410	0.102	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
20	Bouatti Mahmoud	1972-2006	0.149	0.149	0.149	0.173	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
21	Mdaouroche	1972-2007	0.089	0.089	0.089	0.203	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$, p-value $\langle \alpha_3$
22	Bouhadjar	1975-2005	0.762	0.762	0.762	0.041	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$
23	Berrahal	1974-2006	0.031	0.031	0.031	0.265	p-value $\rangle \alpha_1$, p-value $\langle \alpha_2, \alpha_3$
24	Djbal Reghiss	1985-2001	0.063	0.063	0.063	0.338	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$, p-value $\langle \alpha_3$

Les valeurs positives ou négatives des taux de Kendall suggèrent respectivement des tendances positives ou négatives sous l'hypothèse alternative.

Sur le territoire de bassin versant considéré, les séries des pluies pluri annuelles des stations de Mechroha, Cheikh Rabah, Berriche, Boukhamouza et Ain Barda, disposent d'une tendance à la hausse pour des seuils de 2, 5 et 10% qui représentent 21% de la totalité des séries des pluies observées c'est-à-dire, acceptation l'hypothèse alternative H_a . Par ailleurs, les stations de Guelma Héliopolise, Bouchegouf, Bordj Sabath, Ain Settara, Ain Makhlof, Bakouche Lakhdar, Pont Bouchet, Kef Mourad, Bouatti Mahmoud et Bouhadjar, dans leurs totalités, représentent 44% des stations retenues.

Elles n'indiquent aucune tendance, ni à la hausse, ni à la baisse. Enfin, le reste des stations pluviométriques telles qu'Ain Babouche, Ksar Sbihi, Mdzaz Amar, El Karma, Mdaouroche et Djbel Reghiss présentent une tendance à la baisse seulement au seuil de 10% et les dernières stations présentent des tendances à la hausse aux niveaux de significations de 5 et 10%.

II.3.3.8 Aspect théorique de test des rangs de Spearman (Spearman Rank Correlation Test)

II.3.3.8. a Pour un nombre d'observation ≥ 20

Ce test est décrit par Malinvaud (1978). Il est l'analogue du test précédent. En rangeant les observations de la chronique par ordre croissant et nous comparons le nouvel ordre à l'ordre original. En cas de tendance accentuée, les deux ordres seront corrélés. Si v_i désigne le rang attribué à l'observation « t » dans le nouvel ordre, on peut alors calculer le coefficient de corrélation des rangs de Spearman qui est donné [18, 43, 57] :

$$r_s = 1 - \frac{6}{n(n^2 - 1)} \sum_{i=1}^n (v_i - t)^2 \quad (\text{II. 8})$$

Pour un échantillon (chronique) de taille n supérieure ou égale à 20, on remarque que la variable « r_s » suit approximativement une distribution normale de moyenne $E(r_s)$ et de variance $\text{Var}(r_s)$ données par : $E(r_s) = 0$

$$\text{Var}(r_s) = \frac{1}{n-1}$$

La statistique du test est alors :

$$Z = \frac{r_s - E(r_s)}{\sqrt{\text{var}(r_s)}} \rightarrow N(0,1)$$

Les étapes d'application de ce test sont classées par :

Étape 1 : Vérifier que la taille n de la chronique est supérieure ou égale à 20.

Étape 2 : Calculer r_s , le coefficient de corrélation de Spearman.

Étape 3 : Tester l'hypothèse nulle d'indépendance en calculant la valeur observée de la statistique du test sous l'hypothèse nulle suivante :

$$Z_{\text{obs}} = \frac{r_s}{\sqrt{\frac{1}{n-1}}}$$

Étape 4: Au niveau de signification α rejeté H_0 si : $|Z_{\text{obs}}| > Z_{(1-\frac{\alpha}{2})}$ ou, $Z_{(1-\frac{\alpha}{2})}$ est le quantile d'ordre

$(1-\frac{\alpha}{2})$ de la loi $N(0,1)$

II.3.3.8.b Pour un nombre d'observation < 20 [18, 57].

C'est le même test présenté précédemment pour une taille d'échantillon strictement inférieure à 20. Il est également décrit par Malinvaud (1978). Pour les chroniques plus courtes, sous l'hypothèse nulle, on utilise la statistique T suivante:

$$T = r_s \sqrt{\frac{n-2}{1-r_s^2}} \rightarrow t_{(v-2)} \quad (\text{II. 9})$$

Les étapes d'application de ce test sont données par:

Étape 1 : Vérifier que la taille de la chronique est inférieure à 20.

Étape 2 : Tester l'hypothèse nulle d'indépendance avec la statistique T en calculant sa valeur observée suivante :

$$T_{\text{obs}} = r_s \sqrt{\frac{n-2}{1-r_s^2}}$$

Étape 3: Au niveau de signification α rejeter H_0 si: $|T_{\text{obs}}| > t_{(1-\frac{\alpha}{2}, v)}$ où ;

$t_{(1-\frac{\alpha}{2}, v)}$ est le quantile d'ordre $(1-\frac{\alpha}{2})$ suit une loi de Student t_v .

Application de test à l'échelle interannuelle pour < 20 et ≥ 20

Pour l'application de test nous utilisons le logiciel STATISTICA version 6.0 et l'ensemble des résultats sont représentés sur le tableau III-5.

Sur le tableau des résultats de test de corrélation de rang de Spearman nous faisons les remarques suivantes :

Les valeurs minimales des coefficients ont été enregistrées sur les couples Ain Makhoulf, Berriche avec une valeur de -0,07, ainsi que le couple Kef Mourad Ksar Sbihi avec 0,07, les couples Berriche Bordj Sabath et Bohadjar Djbal Raghis avec une valeur de 0,1 et en fin les couples Ain Barda Bordj Sabath et Ain Barda Ain Makhoulf avec la valeur du coefficient de Spearman de 0,12, lesquelles ne sont pas significatives. Contrairement aux valeurs maximales qui ont été enregistrées sur les couples Guelma - Bouatti Mahmoud avec une valeur de 0,9, Guelma - Héliopolise avec 0,89, en fin les couples Héliopolise - Bakkouch Lakhdar et Pont Bouchet enregistrent respectivement des valeurs de coefficients de Spearman de 0,86 et 0,81, lesquelles sont significatives.

Les résultats du test des coefficients des rangs de Spearman, marquent un très grand pourcentage des valeurs qu'elles donnent une corrélation très faible et faible. Ces résultats, traduisent une tendance opposée entre les séries des pluies des stations examinées, qu'elle accentue l'hypothèse de la forte variabilité spatiale et temporelle et une hétérogénéité entre les séries des pluies des stations on zone d'étude.

Ensuite, un pourcentage faible des ses coefficients des rangs qui ont des valeurs modérés et élevés, qu'elles traduisent une faible variabilité spatiale et temporelle entre les séries des pluies de ses stations pluviométriques.

Dans une dernière remarque sur les résultats du même tableau, tel qu'un très faible pourcentage des valeurs de ses coefficients des rangs qui ont très élevées. Ces résultats, traduisent une tendance semblable entre les séries des pluies des stations examinées avec une très faible variabilité pluviométrique sur les zones couvertes par ses stations. Grosso modo, Les deux tests ont le même sens et même objectivité.

Tableau II. 5 : Résultats des Coefficients de Corrélations des rangs de Spearman des pluies pluriannuelles
(Corrélations significatives marquées à $p < .05000$)

Numéro et nom de la station pluviométrique		Ain Babouche	Ain Barda	Boukhamouza	Boucheougouf	Berriche	Guelma	Héliopolis	Hammam Nbalais	Bordj Sabath	Ain Makhoulouf	Ain Settara	Bakouche Lakhdar	Cheikh Rabah	Ksar Sbihi	Pont Bouchet	Mdjaz Amar	El Karma	Mechroha	Kef Mourad	Bouatti Mahmoud	Mdaouroche	Bouhadjar	Berrahal	Djbal raghiss
1	Ain Babouche	1.00																							
2	Ain Barda	0.37	1.00																						
3	Boukhamouza	0.54	0.44	1.00																					
4	Boucheougouf	0.61	0.29	0.75	1.00																				
5	Berriche	0.32	0.43	0.42	0.503	1.00																			
6	Guelma	0.49	0.37	0.69	0.73	0.503	1.00																		
7	Héliopolis	0.47	0.40	0.63	0.69	0.46	0.89	1.00																	
8	Hammam Nbalais	0.41	0.22	0.56	0.58	0.22	0.54	0.54	1.00																
9	Bordj Sabath	0.496	0.12	0.56	0.52	0.10	0.44	0.51	0.47	1.00															
10	Ain Makhoulouf	0.26	0.12	0.47	0.35	-0.07	0.72	0.76	0.46	0.40	1.00														
11	Ain Settara	0.39	0.51	0.42	0.60	0.51	0.51	0.58	0.40	0.39	0.57	1.00													
12	Bakouche Lakhdar	0.47	0.35	0.57	0.61	0.48	0.77	0.86	0.49	0.56	0.81	0.70	1.00												
13	Cheikh Rabah	0.66	0.37	0.56	0.58	0.51	0.44	0.34	0.57	0.42	0.13	0.41	0.38	1.00											
14	Ksar Sbihi	0.54	0.15	0.39	0.47	0.32	0.71	0.60	0.12	0.35	0.43	0.12	0.51	0.48	1.00										
15	Pont Bouchet	0.34	0.51	0.74	0.66	0.54	0.73	0.81	0.59	0.30	0.49	0.52	0.66	0.35	0.43	1.00									
16	Mdjaz Amar	0.29	0.15	0.69	0.72	0.34	0.75	0.76	0.73	0.36	0.60	0.40	0.58	0.32	0.45	0.75	1.00								
17	El Karma	0.43	0.46	0.82	0.78	0.36	0.75	0.77	0.71	0.40	0.77	0.66	0.66	0.45	0.61	0.79	0.83	1.00							
18	Mechroha	0.35	0.34	0.45	0.40	0.52	0.49	0.32	0.37	0.10	0.10	0.46	0.45	0.42	0.16	0.49	0.34	0.59	1.00						
19	Kef Mourad	0.26	0.29	0.56	0.51	0.43	0.56	0.74	0.43	0.55	0.47	0.58	0.69	0.27	0.07	0.76	0.60	0.69	0.29	1.00					
20	Bouatti Mahmoud	0.50	0.48	0.71	0.72	0.40	0.90	0.90	0.52	0.55	0.72	0.47	0.80	0.38	0.61	0.74	0.74	0.76	0.35	0.62	1.00				
21	Mdaouroche	0.46	0.49	0.39	0.46	0.47	0.504	0.51	0.56	0.23	0.35	0.63	0.53	0.51	0.28	0.47	0.34	0.57	0.50	0.53	0.37	1.00			

22	Bouhadjar	0.20	0.38	0.49	0.45	0.44	0.59	0.69	0.32	0.27	0.48	0.58	0.63	0.19	0.33	0.68	0.45	0.58	0.33	0.62	0.54	0.38	1.00		
23	Berrahal	0.54	0.44	0.79	0.64	0.35	0.61	0.68	0.52	0.65	0.38	0.50	0.67	0.49	0.42	0.70	0.65	0.77	0.29	0.67	0.73	0.43	0.57	1.00	
24	Djbal Raghiss	0.65	0.31	0.55	0.69	0.64	0.57	0.49	0.27	0.34	0.41	0.42	0.51	0.57	0.45	0.41	0.44	0.52	0.62	0.45	0.52	0.46	0.10	0.58	1.00

II.3.3.9 Test de Pettitt [Pettitt, 1979] [20, 49, 83]

Le test de Pettitt (1979) a été utilisé sur l'ensemble des postes pluviométriques retenus, en vue d'identifier une rupture dans les séries chronologiques étudiées. Ce test, non paramétrique et dérivé du test de Mann-Whitney, repose sur une variable i, j .

L'application de ce test est capable d'estimer la position d'un changement de moyenne (point de rupture) dans une série chronologique.

Le fondement de ce test est le suivant :

La série est divisée en deux sous-échantillons respectivement de taille m, n .

Les valeurs des deux échantillons sont regroupées et classées par ordre croissant. On calcule alors la somme des rangs des éléments de chaque sous-échantillon dans l'échantillon total.

L'hypothèse nulle du test est l'absence de rupture dans la série chronologique.

La mise en œuvre du test suppose que pour tout instant t variant de 1 à N , les séries (X_i) , $i = 1, t$. Et (X_i) , $i = t+1, N$ appartiennent à la même population.

Soit $D_{ij} = \text{sgn}(x_i - x_j)$ avec $\text{sgn}(x) = 1$ si $x > 0$, 0 si $x = 0$, -1 si $x < 0$.

On considère la variable $U_{t,N}$ telle que :

$$U_{t,N} = \sum_{i=1}^t \sum_{j=t+1}^N D_{ij} \quad (\text{II. 10})$$

Soit K_N la variable définie par le maximum en valeur absolue de $U_{t,N}$ pour « t » variant de 1 à « $N-1$ ».

$$\text{C'est-à-dire : } K_N = \max |U_{t,N}| \quad (\text{II. 11})$$

Si k désigne la valeur de K_N prise sur la série étudiée, sous l'hypothèse nulle et sous la théorie des rangs, la probabilité de dépassement de la valeur K est donnée approximativement par :

$$\text{Prob}(k_N > k) \approx 2 \exp(-6k^2/(N^2 + N^3)) \quad (\text{II. 12})$$

Pour un risque α de première espèce donné, si la $\text{Prob}(k_N > k)$ est inférieure à α , l'hypothèse nulle est rejetée.

Ce test est réputé pour sa robustesse.

Application de test à l'échelle pluri annuelle

La constatation d'existence d'une rupture ou non sur les séries des pluies pluri annuelles avec le test de Pettitt des stations pluviométriques ont été effectués par le logiciel XLSTAT-PRO pour un niveau de signification de 2 et 5% sous l'utilisation des simulations de Monte Carlo sous l'hypothèse

nulle H_0 que la série des pluies est homogène et l'hypothèse alternative H_a . Il y a une date à partir de laquelle il y a un changement dans les données. L'ensemble des résultats sont représentés sur le tableau II. 6 et en annexe II.

Tableau II. 6 : Résultats de test de Pettitt sur les pluies pluri annuelles

N°	Nom de la station	Période d'étude	p-value (bilatérale)		k	temps	Remarque et conclusion
			$\alpha_1 = 2\%$	$\alpha_2 = 5\%$			
01	Ain Babouche	1973-2007	0.107	0.103	134	1996	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
02	Ain Barda	1954-2008	0.020	0.019	338	1969	p-value $\langle \alpha_1, \alpha_2$
03	Boukhamouza	1973-2007	0.002	0.003	200	1992	p-value $\langle \alpha_1, \alpha_2$
04	Bouchegouf	1953-2008	0.326	0.330	215	1969	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
05	Berriche	1963-2007	0.014	0.012	260	1971	p-value $\langle \alpha_1, \alpha_2$
06	Guelma	1974-2008	0.260	0.259	110	1980	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
07	Héliopolise	1972-2007	0.602	0.607	86	2001	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
08	Hmmam N'baïls	1973-2007	0.016	0.019	172	1986	p-value $\langle \alpha_1, \alpha_2$
09	Bordj Sabath	1976-2008	0.484	0.489	82	2001	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
10	Ain Makhlouf	1964-1999	0.491	0.488	94	1971	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
11	Ain Settara	1973-2006	0.025	0.025	157	1997	p-value $\rangle \alpha_1, \text{p-value} \langle \alpha_2,$
12	Bakouche Lakhdar	1973-2006	0.130	0.132	123	1997	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
13	Cheikh Rabah	1975-2007	0.003	0.004	179	1989	p-value $\langle \alpha_1, \alpha_2$
14	Ksar Sbihi	1972-1997	0.069	0.061	92	1977	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
15	Pont Bouchet	1979-2007	0.178	0.179	90	2001	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
16	Mdjaz Amar	1980-2009	0.323	0.324	82	2001	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
17	El Karma	1982-2006	0.132	0.130	76	1997	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
18	Mechroha	1973-2007	0.008	0.006	186	1997	p-value $\langle \alpha_1, \alpha_2$
19	Kef Mourade	1973-2006	0.097	0.095	131	2001	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
20	Bouatti Mahmoud	1972-2006	0.239	0.245	112	1982	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
21	Mdaouroche	1972-2007	0.080	0.075	140	1997	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
22	Bouhadjar	1973-2005	0.406	0.404	80	1987	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
23	Berrahal	1974-2006	0.182	0.173	110	1995	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
24	Djbal Reghiss	1985-2001	0.155	0.158	40	1993	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$

Appliqués à chaque série chronologique pour chaque station pluviométrique, ces tests donnent des résultats suivants :

Le test de Pettitt marque une rupture dans la série des stations pluviométriques d'Ain Barda en 1969 à 1970 avec une augmentation de 22,5%, Boukhamouza en 1992 à 1993 avec une augmentation

de 28%, Berriche en 1971 à 1972 avec une augmentation de 66,7%, Hammam N 'Bails en 1986 à 1987 avec une augmentation de 28,5%, Cheikh Rabah 1989 à 1990 avec une augmentation de 31,5%, Mechroha en 1997 à 1998 avec une augmentation de 43,4% au seuil de signification de 2 et 5% et la station de Ain Settara en 1997 à 1998 avec une augmentation de 35,7% au seuil de 5%. L'ensemble des ruptures sur les séries concentrent de 1990 à 2000 qu'ils montrent une non-stationnarité dans ces séries pluviométriques. Cette rupture survient de manière visible du sud comme le nord et dans la partie est de bassin.

II.3.3.10 Test de Buishand (1982-1984) [20, 49]

La statistique de Buishand est dérivée d'une formulation générale donnée par GARDNER (1969). La statistique de Gardner utilisée pour un test bilatéral de rupture en moyenne à un instant inconnu s'écrit :

$$G = \sum_{k=1}^{N-1} P_k \left(\frac{S_k}{\sigma_x} \right)^2 \quad (\text{II. 13})$$

$$\text{Avec : } S_k = \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x})$$

σ_x^2 : représente la variance de la série chronologique X_i .

P_k désigne la probabilité à priori que la rupture survienne juste après la $k^{\text{ième}}$ observation et \bar{x} la moyenne des valeurs X_1, X_2, \dots, X_n .

Cette formulation suppose que la variance σ_x^2 est connue. Si elle inconnue, elle peut être remplacée par la variance de l'échantillon D_x^2 et si P_k est choisie uniforme, On obtient finalement la statistique U définie par :

$$U = \frac{\sum_{k=1}^{N-1} \left(\frac{S_k}{D_x} \right)^2}{N(N+1)} \quad (\text{II. 14})$$

$$\text{Avec } D_x^2 = \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \bar{x})^2}{N}$$

Des valeurs critiques de la statistique U ont été d'abord données par Buishand (1982) à partir d'une procédure de Monté Carlo.

Application de test à l'échelle pluri annuelle

Appliquant le test de Buishand sur l'ensemble des séries des pluies pluriannuelles au seuil de 2 et 5% sous l'utilisation des simulations de Monte Carlo dont laquelle l'hypothèse nulle H_0 que la série des pluies est homogène et l'hypothèse alternative H_a . L'ensemble des résultats sont représentés dans le tableau II. 7 et en annexe III.

Tableau II. 7 : Résultats de test de Buishand sur les pluies pluri annuelles

N°	Nom de la station	Période d'étude	p-value (bilatérale)		Q	temps	Remarque et conclusion
			α_1 =2%	α_1 =5%			
01	Ain Babouche	1973-2007	0.093	0.093	6.712	1996	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
02	Ain Barda	1954-2008	0.013	0.012	10.720	1975	p-value $\langle \alpha_1, \alpha_2$
03	Boukhamouza	1973-2007	0.002	0.003	9.653	1990	p-value $\langle \alpha_1, \alpha_2$
04	Bouchegouf	1953-2008	0.075	0.071	9.018	1969	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
05	Berriche	1963-2007	0.024	0.025	9.398	1971	p-value $\rangle \alpha_1$, p-value $\langle \alpha_2$
06	Guelma	1974-2008	0.299	0.292	5.262	1980	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
07	Héliopolise	1972-2007	0.667	0.676	3.880	2001	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
08	Hmmam N'baïls	1973-2007	***	0.015	8.339	1986	p-value $\langle \alpha_2$
09	Bordj Sabath	1976-2008	0.177	0.179	5.732	2001	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
10	Ain Makhlouf	1964-1999	0.524	0.514	4.425	1972	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
11	Ain Settara	1973-2006	0.008	0.007	8.845	1997	p-value $\langle \alpha_1, \alpha_2$
12	Bakouche Lakhdar	1973-2006	0.090	0.097	6.698	2001	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
13	Cheikh Rabah	1975-2007	0.007	0.007	8.734	1989	p-value $\langle \alpha_1, \alpha_2$
14	Ksar Sbihi	1972-1997	0.095	0.091	5.785	1977	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
15	Pont Bouchet	1979-2007	0.367	0.359	4.440	2001	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
16	Mdjaz Amar	1980-2009	0.177	0.177	5.549	1982	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
17	El Karma	1982-2006	0.165	0.159	4.781	1997	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
18	Mechroha	1973-2007	0.001	0.001	10.085	1997	p-value $\langle \alpha_1, \alpha_2$
19	Kef Mourade	1973-2006	0.042	0.040	7.458	2001	p-value $\rangle \alpha_1$, p-value $\langle \alpha_2$
20	Bouatti Mahmoud	1972-2006	0.439	0.443	4.667	1982	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
21	Mdaouroche	1972-2007	0.032	0.036	7.780	1997	p-value $\rangle \alpha_1$, p-value $\langle \alpha_2$
22	Bouhadjar	1973-2005	0.204	0.206	5.444	1997	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
23	Berrahal	1974-2006	0.195	0.196	5.717	2001	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$
24	Djbal Reghiss	1985-2001	0.334	0.327	3.470	1993	p-value $\rangle \alpha_1, \alpha_2$

*** : Pas du test sur cette série des pluies pour un niveau de signification 2%.

Les résultats du test de Buishand, marquent des ruptures dans les séries des pluies pluriannuelles des stations pluviométriques d'Ain Barda sur les périodes de 1969/1970 et 1975/1976 avec une augmentation de 19,6%, Cheikh Rabah sur la période de 1989/1990 avec une augmentation de 31,5%, Boukhamouza sur la période de 1990/1991 avec une augmentation de 28,2%, Ain Settara sur la période de 1997/1998 avec une augmentation de 35,7%, Mechroha sur la période de 1997/1998 avec une augmentation de 43,3% au seuil de 2 et 5%, et les stations de Berriche sur la période de 1971/1971 avec une augmentation de 66,7%, Hammam N 'Bails sur la période de 1986/1987 avec une augmentation de 28,5%, Mdaouroche sur la période de 1997/1998 avec une augmentation de 31,9% et Kef Mourade sur la période de 2001/2002 avec une augmentation de 36% pour un seuil de 5%. Cette rupture est concentrée majoritairement entre 1990 et 2000. Parallèlement, la rupture sur les séries des pluies du reste stations n'est pas détectée.

La cartographie d'ensemble des séries de pluies pluriannuelles possédant des ruptures avec le test de Pettitt et Buishand sont représentées dans la figure II. 5.

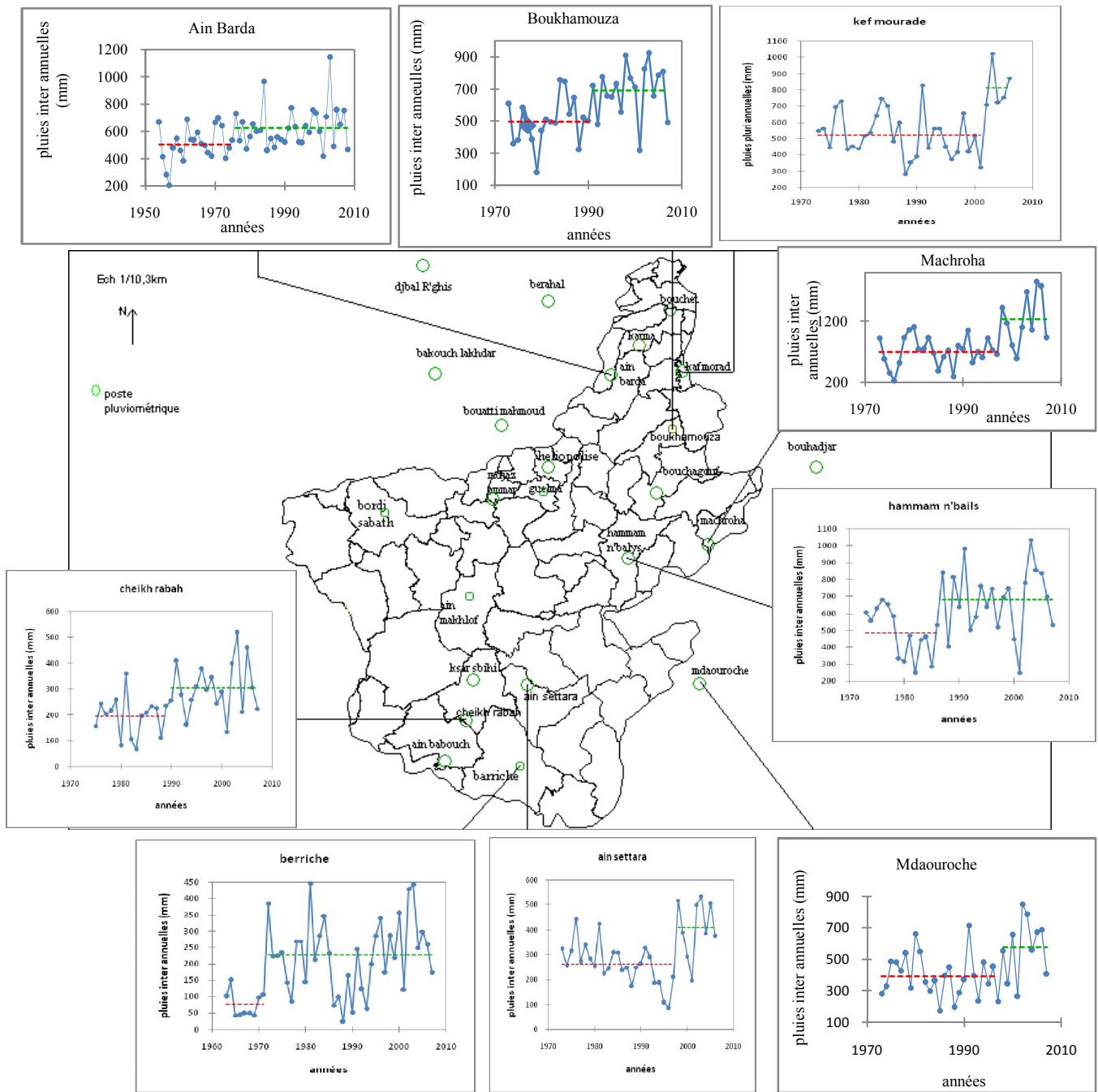


Figure II. 5 : Répartition des ruptures pluviométriques dans le bassin versant de la Seybouse par le test de Pettitt et Buishand.

II.3.3.11 Test d'autocorrélation de type portemanteau de Ljung-Box

Une autocorrélation est la corrélation d'une série avec elle-même, décalée d'un certain nombre « k » d'observations. Le coefficient d'auto corrélation comme le coefficient de corrélation classique, varie entre -1 et +1. L'autocorrélation est une fonction paire. Il existe des méthodes plus formelles pour exhiber l'existence d'une auto-corrélation. Dans un corrélogramme, l'axe des abscisses représente le décalage (k) et l'axe des ordonnées représente la fonction d'autocorrélation $\rho(k)$. La forme d'un

corrélogramme peut donner une idée sur la stationnarité, de même que le bruit blanc (suite de variables aléatoires de même distribution et indépendantes entre elles), tendance générale, périodicité et tendance avec périodicité.

Les calculs des coefficients d'autocorrélation $\rho(k)$ suivent les formules standard, décrites dans la plupart des ouvrages de référence traitant des séries chronologiques (par exemple, Box et Jenkins, 1976, Ljung-Box). Le test suppose que les observations X_t sont indépendantes et identiquement distribuées avec une variance finie Q de Box- Ljung. A un décalage k donné, la statistique du Q de Box- Ljung (1983) est définie par :

$$Q(p) = N.(N + 2) \sum_{k=1}^q \frac{\rho^2(k)}{N - K} \quad (\text{II. 15})$$

Pour $i = 1$ à k

D'où l'estimation de la fonction d'autocorrélation est donnée par :

$$\rho(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^T (x_t - \bar{x}).(x_{t-k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \quad (\text{II. 16})$$

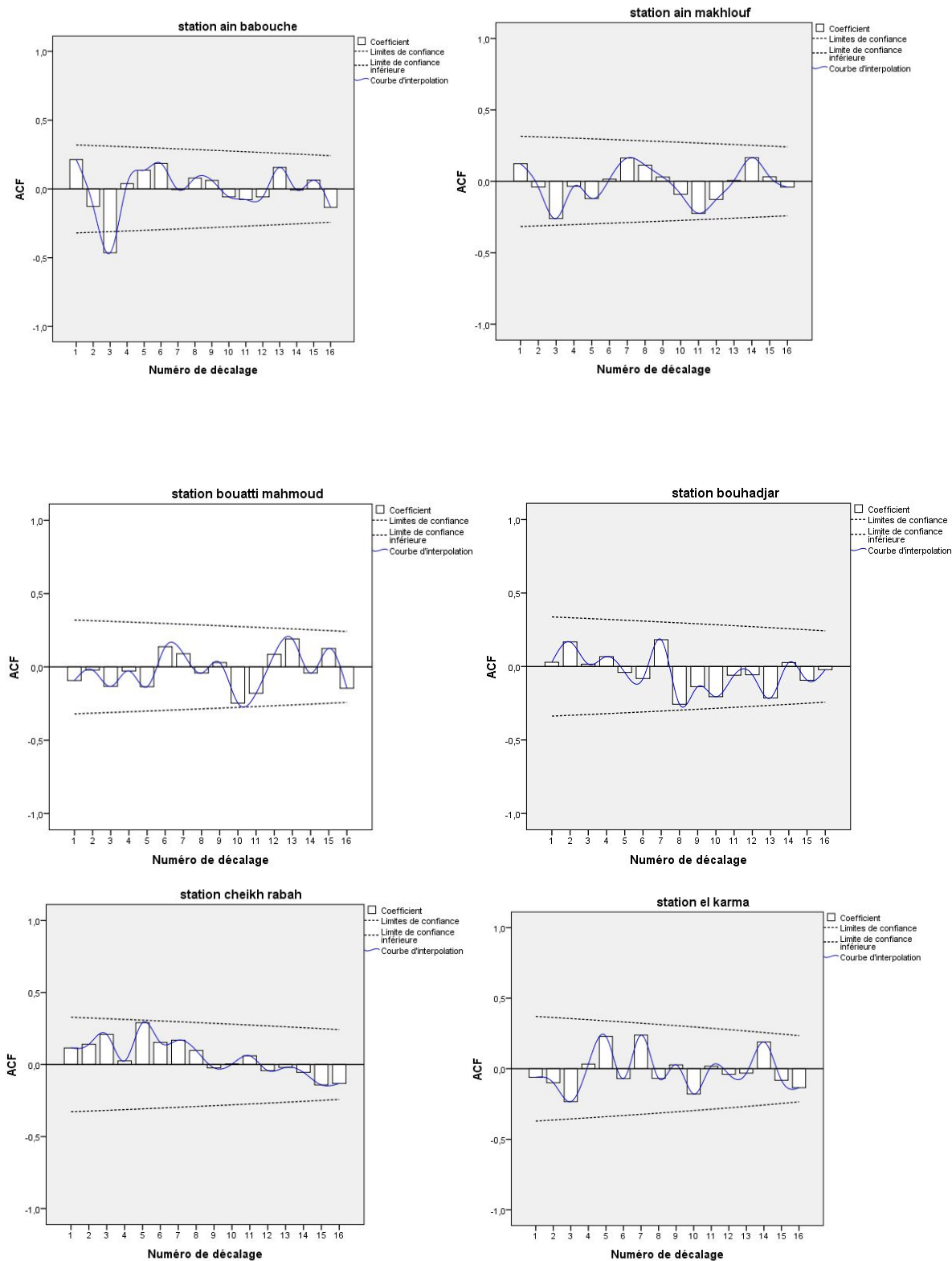
Où $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^T x_t$ sous l'hypothèse nulle H_0 : $\rho(k)_1 = \rho(k)_2 = \dots = \rho(k)_i = 0$ la statistique de

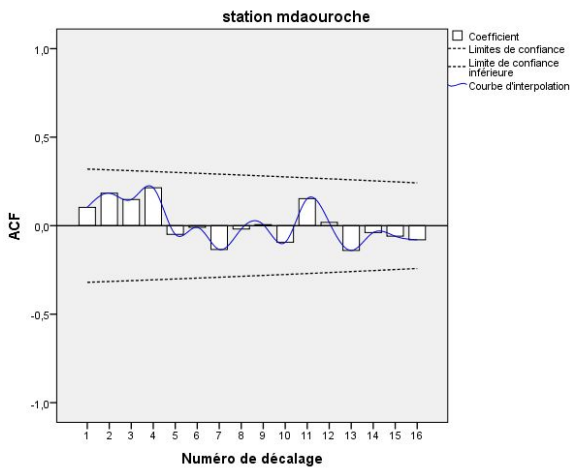
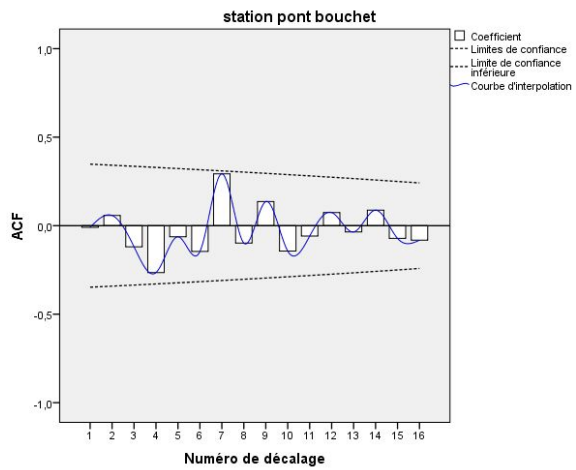
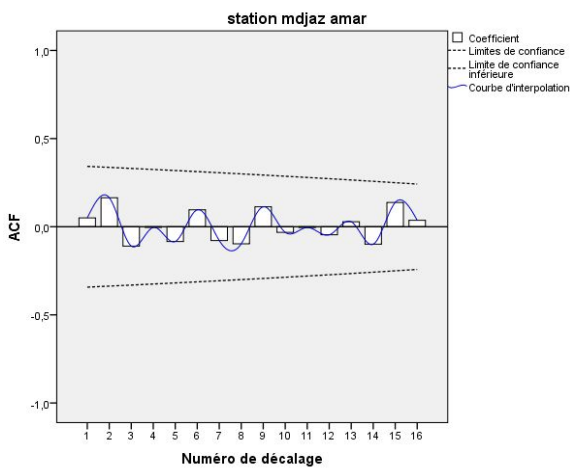
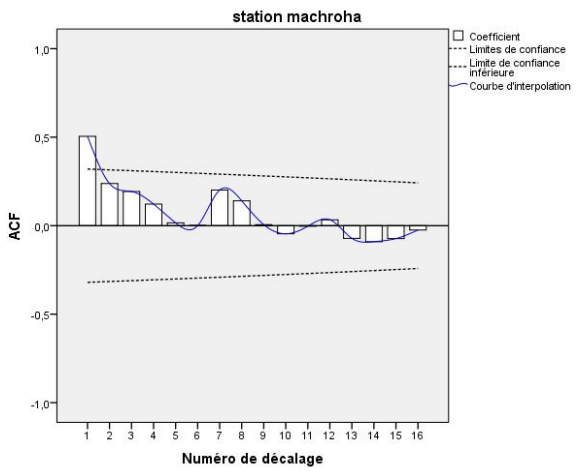
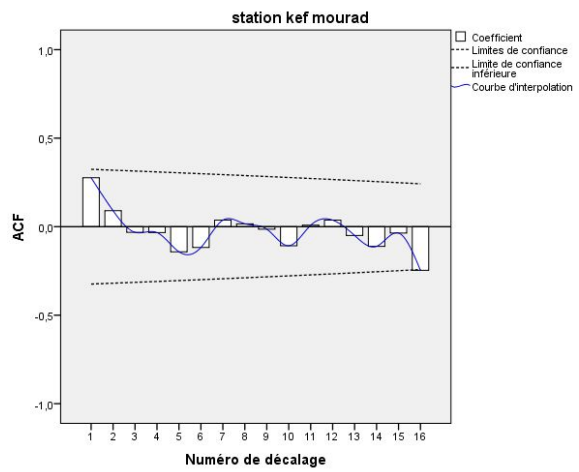
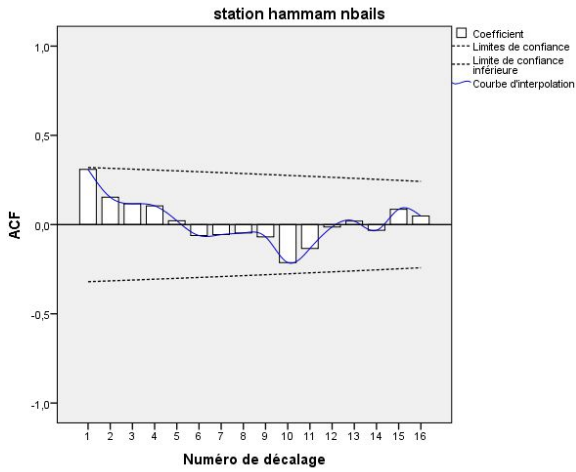
Box-Ljung est un processus de bruit blanc.

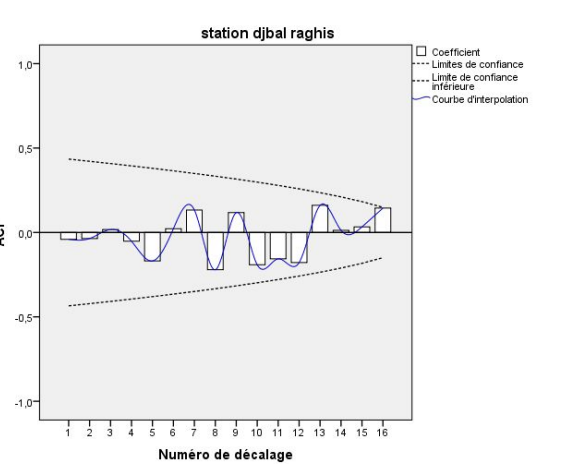
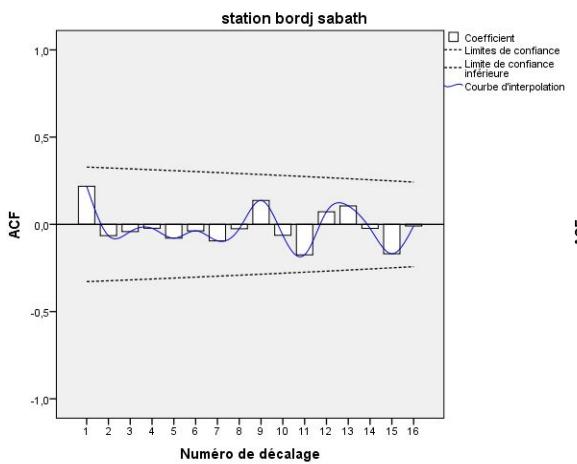
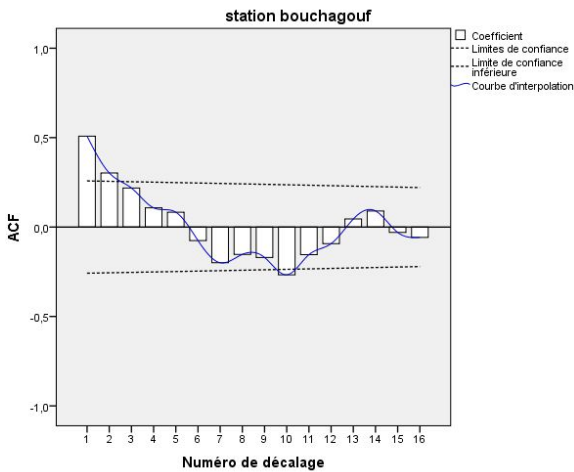
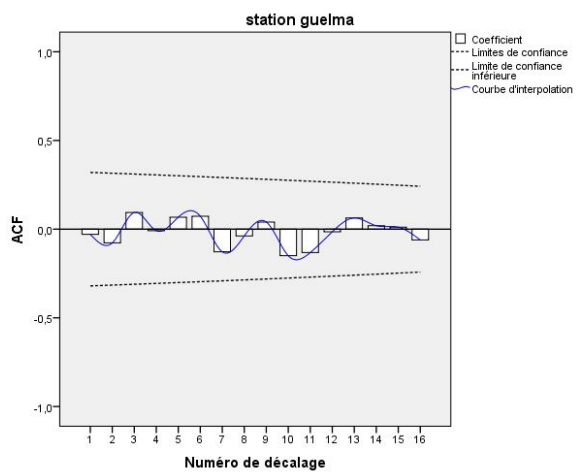
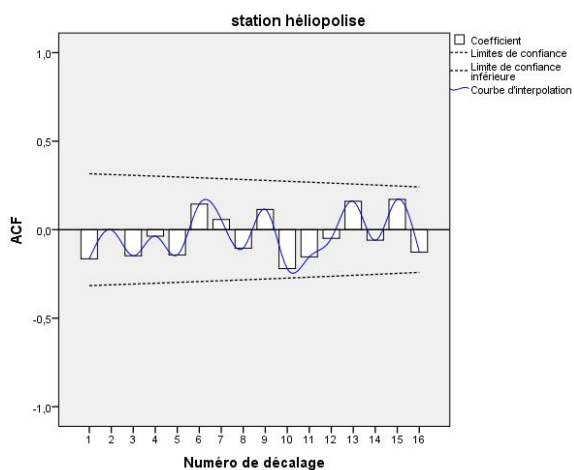
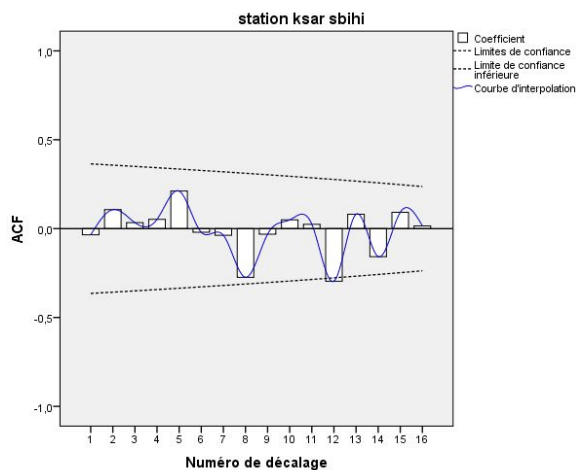
Le coefficient d'auto corrélation est calculé pour chaque série des pluies pluri annuelles.

Application du test à l'échelle pluri annuelle

Les résultats de la fonction d'autocorrelation et le corrélogramme de l'ensemble des séries des pluies sont représentés sur les figures II. 6.







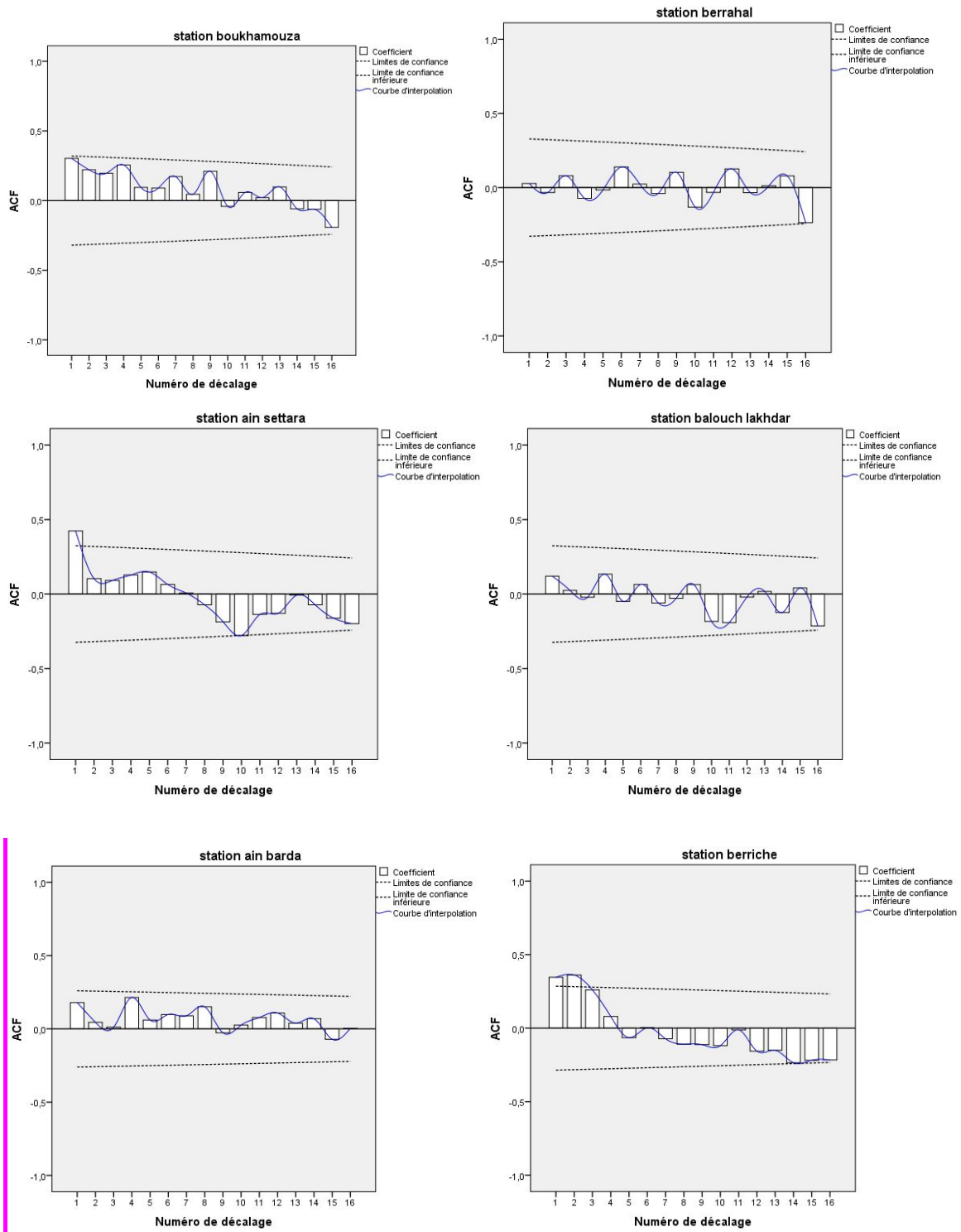


Figure II. 6 : Corrélogrammes d'ensemble des séries des pluies pluri annuelles des stations représentatives du bassin versant de la Seybouse.

Interprétation des corrélogrammes

Les résultats des autocorrélations ACF (voire annexe I) indiquent une grande différenciation entre les valeurs et l'ensemble des valeurs de $\rho(k)$ sont significatives et différentes de zéro. L'élément retenu sur ce point, est que les séries des pluies pluri annuelles ne sont pas stationnaires.

Une des caractéristiques de la figure II. 6 est la présence des valeurs d'autocorrélations à l'extérieur de l'intervalle 95% du confiance pour un niveau de signification $\alpha = 5\%$, citons par exemple, les stations de Ain Settara, Bouchegouf, Mechroha, Ain Babouche et Berriche, est la dernière station exhibe trois (03) premiers retards de décalages hors l'intervalle de confiance, contrairement aux quatre dernières stations.

De plus, un nombre de retard sur toutes les séries des pluies étudiées est 16 qui expriment le nombre possible de faux est alors de $0,05 \times 16 = 0.8$.

Sur le corrélogramme, nous remarquons qu'une tendance visible à la décroissance qui varie entre rapide et lente avec une périodicité et fluctuation entre valeur positive et négative à savoir : les stations Cheikh Rabah, Hammam Nbails, Bakouche Lakhdar, Kef Mourad, Mechroha, Bouchegouf, Boukhamouza, Bouhadjar, Mdaouroche, Mdjaz Amar, Ksar Sbihi, Guelma, Ain Barda, Ain Settara et station de Berriche qui présentent 62,5% de l'ensemble des séries des pluies étudiées.

En outre, le reste des corrélogrammes présentent des tendances à l'accroissement. On compte 12,5% sur le total des séries étudiées des stations, marquent des fluctuations entre valeurs positives et négatives à savoir : les stations Bouatti Mahmoud, Héliopolise et Ain Makhlouf. Le reste des stations pluviométriques présentent des fluctuations de type Marcovienne.

L'examen des valeurs de la figure II. 6 mis en évidence le rejet de l'hypothèse nulle de bruit blanc pour un seuil de 5% (c'est-à-dire n'est pas considérer un processus de bruit blanc) des séries des pluies pluriannuelles.

II.4 Etude des paramètres de climat

Autres variables caractérisant le fonctionnement et la génération de climat, la température, l'humidité, l'évaporation, la vitesse du vent et l'insolation. Tous ces paramètres sont étudiés à travers les stations synoptiques représentatives du bassin versant qu'on a choisies à savoir : Souk Ahras (période de 1993/2009), Guelma (période de 1986/2009) et Annaba (1975/2009).

II.4.1 Variation des températures et régime thermique

La connaissance des températures est nécessaire à la description de la variabilité du climat, elle est réalisée à partir de mesures ponctuelles. La qualité des données utilisées reste discutable dans le temps et dans l'espace étudié.

Les variations annuelles de la température suivent sensiblement celles de l'intensité du rayonnement solaire, sous réserve de l'influence de la température du sol et de la nébulosité [28].

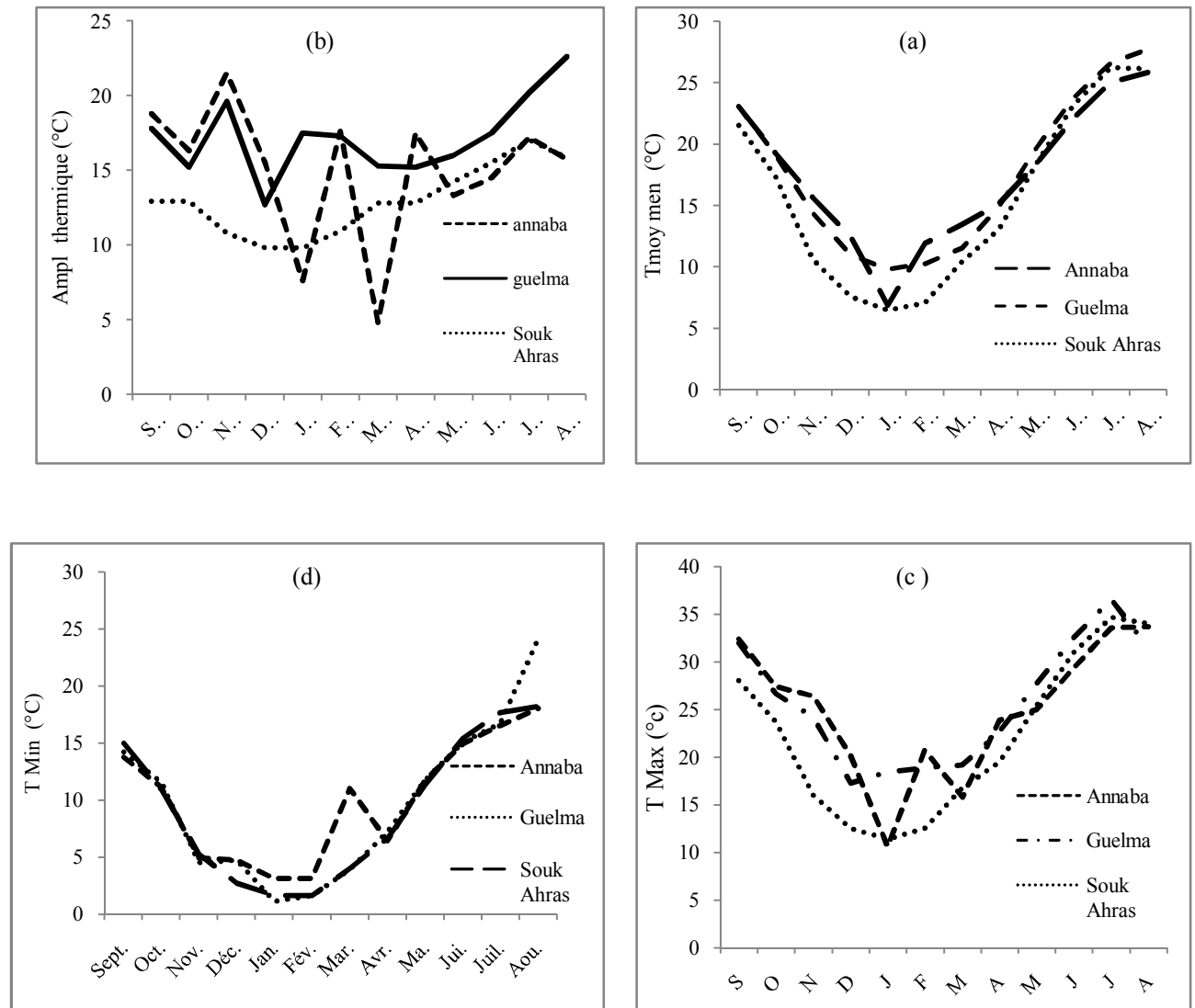


Figure II.7 : Variation des : (a) températures moyennes mensuelles, (b) amplitude thermique, (c) température maximales et (d) températures minimales selon les mois des trois stations synoptique de : Annaba, Guelma et Souk Ahras.

Le bassin connaît des nuances de température mensuelles remarquables. Les courbes en (a) ont les mêmes harmonies sur toute l'année, à l'exception du mois de janvier, là où la température connaît une chute brutale au niveau de la station d'Annaba, causée par des phénomènes exceptionnels. Les courbes des températures des deux stations ont des abaissements puis des remontées lentes arrondies.

L'amplitude thermique inter annuelle qui est définie comme étant la différence entre la température du mois le plus chaud et du mois le plus froid.

La région de Souk Ahras affiche une amplitude thermique moins importante par rapport à deux autres stations avec une tendance régulière à la hausse du mois de Janvier au mois de Juillet et le retour vers l'abaissement de ce mois vers le mois de Décembre selon la saison.

Cette situation donne une idée sur le cycle saisonnier. Contrairement à deux autres stations, qu'elles marquent d'une irrégularité et une opposition des températures minimales et maximales entre les régions, elles mettent l'accent sur l'effet de latitude et longitude sur les relevés de températures.

Le maximum de température est atteint en juillet avec une moyenne interannuelle de 36.6 °C dans la station de Guelma ; les deux stations d'Annaba et Souk Ahras ont enregistré respectivement au mois d'Aout avec 33.7 °C et au mois de Juillet avec 34.7 °C. Alors que les deux mois de Janvier et Février marquent des valeurs minimums de 1.6 °C et 3.1 °C respectivement au niveau des deux stations de Souk Ahras et Annaba, la station de Guelma, marque une valeur de 1.1 °C sur le mois de Janvier.

Ces valeurs minimales et maximales ont des conséquences directes et indirectes sur le comportement biologique, hydrologique et d'évaporation du bassin. Sur les trois stations, le début du mois de Mars marque des accroissements de températures, inversement au mois de Septembre, qu'il marque des décroissances des températures de l'air.

II.4.2 le vent

Le vent est un déplacement d'air né des différences de pression existant sur même plan horizontal [5]. Il est l'un des paramètres caractérisant la variabilité des pluies. Pour connaître la nature du vent, en fonction de sa vitesse, BEAUFORDT a mis au point un tableau communément appelé échelle de BEAUFORDT qui est divisée en 13 classes de vitesse [1,29].

Les vents déterminent et sensibilisent les conditions et les paramètres climatiques, car ils influent sur le régime des pluies. L'orientation du relief définit la direction générale des vents. L'explication de la nature du vent est fournie sur la base des données des trois stations météorologiques. L'ensemble des résultats sont reportés dans le tableau II. 8.

Tableau II. 8 : Nature du vent de moyen inter annuel de chaque station.

mois	Station de Guelma		Station d'Annaba		Station de Souk Ahras	
	Vitesse (m/s)	appellation	Vitesse (m/s)	appellation	Vitesse (m/s)	appellation
Sept.	2.8	Légère brise	3.5	Petite brise	3.6	Petite brise
Oct.	1.7	Légère brise	2.7	Légère brise	1.8	Légère brise
Nov.	1.7	Légère brise	3.6	Petite brise	2.8	Légère brise
Déc.	1.9	Légère brise	3.7	Petite brise	2.9	Légère brise
Jan.	1.9	Légère brise	3.7	Petite brise	2.9	Légère brise
Fév.	2.0	Légère brise	3.6	Petite brise	3.1	Légère brise
Ma.	1.9	Légère brise	3.7	Petite brise	2.9	Légère brise
Avr.	2.3	Légère brise	3.7	Petite brise	3.2	Légère brise
Ma.	1.8	Légère brise	3.5	Petite brise	2.4	Légère brise
Jui.	1.9	Légère brise	3.7	Petite brise	2.6	Légère brise
Juil.	1.9	Légère brise	3.8	Petite brise	2.7	Légère brise
Aou.	2.4	Légère brise	1.8	Légère brise	1.8	Légère brise

Les données du vent de la station de Guelma couvrent vingt quatre ans, la station de Souk Ahras couvre dix sept ans et la station d'Annaba couvre trente cinq ans.

La vitesse moyenne mensuelle du vent dominant dans les deux stations de, Souk Ahras et Guelma, est de type légère brise, elle est dans l'intervalle de (1.6÷ 3.3) m/s. Par contre, les vitesses qui ont des valeurs dépassent cette intervalle c'est-à-dire entre (3.4 ÷ 5.4) m/s sont appelées petite brise.

De Septembre à Octobre on observe une légère diminution de la vitesse du vent sur la zone d'étude puis le retour à la hausse dans le mois de Décembre jusqu'au mois de Février. Dans les localités d'Annaba, Guelma et Souk Ahras, les valeurs minimales et maximales de la vitesse du vent sont respectivement égales à (1.8 - 3.8) m/s, (1.7 - 2.8) m/s et (1.8 – 3.6) m/s.

Les valeurs de la vitesse du vent inter annuelles des deux stations d'Annaba et Souk Ahras sont supérieures à celles de Guelma. Seul le mois d'Aout, la station de Guelma marque une valeur maximale.

Ces différentes valeurs du vent, causées par le relief et de la Mer méditerranéenne génératrice de module et de la direction du vent.

II.4.3 L'insolation

Les radiations solaires ont une influence dominante sur toutes les phases de cycle hydrologique. Elles sont la roue motrice des processus d'évaporation, de transpiration, de précipitation, etc [58]. L'énergie solaire fournie par le soleil sur toute la planète et la luminosité qui, en raison de son origine thermique, est vraisemblablement peut variable. En raison de la position respective du soleil et de la terre, l'énergie reçue par celle- ci dépend surtout de ces régions, et y donc

variable dans le temps [30]. Le rayonnement solaire augmente au contraire le plus souvent avec l'altitude [30]. La durée d'insolation (en heure) sur les zones couvrant par ces stations est représentée dans la figure II. 8.

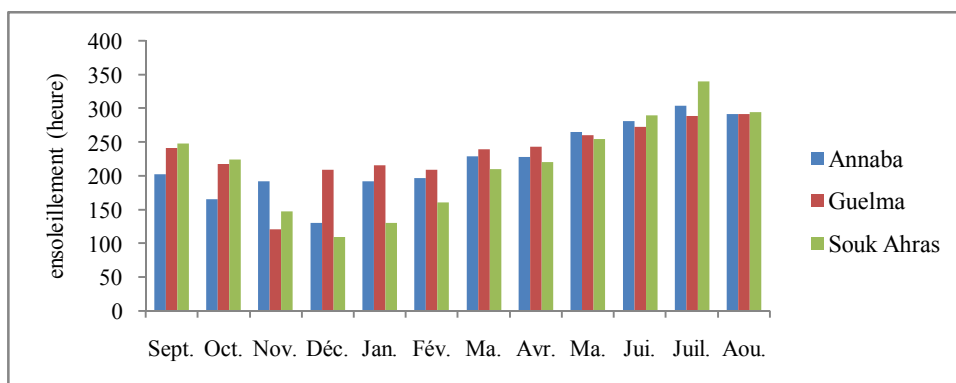


Figure II.8 : Comparaison de la variation de la durée d'insolation des stations étudiées en heures

L'ensoleillement suit de toute évidence l'année solaire. Le maximum d'ensoleillement correspond au mois de Juillet pour les deux stations de Guelma avec 303.8 heures et la station de Souk Ahras avec 339.9 heures, quant la durée maximale d'ensoleillement de la station d'Annaba est enregistrée dans le mois d'Aout avec 292.1 heures. Ces enregistrements correspondent à la saison d'été. Contrairement aux valeurs minimales, qui sont enregistrées sur le mois de Décembre pour la station de Guelma avec 130 heures et la station de Souk Ahras avec 108.9 heures correspondent à la saison d'automne, quant la valeur minimale enregistrée à la station d'Annaba est 121 heures dans le mois de Décembre correspond la saison d'hiver.

II.4.4 Humidité

C'est la masse de vapeur d'eau contenue dans une unité de volume d'air [5].

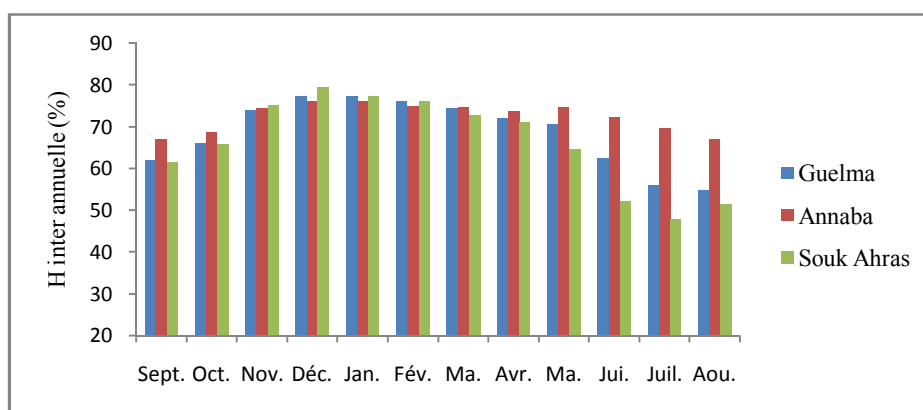


Figure II.9 : Comparaison de la variation d'Humidité inter annuelle des stations étudiées en (%)

Les valeurs d'humidité dans les stations étudiées sont nettement supérieures à 50% sur toutes les saisons, à l'exception de la station de Souk Ahras qui marque une faible valeur (48%) en saison

sèche (juillet) et une forte valeur (79.6%) en saison d'Hiver. La station d'Annaba domine les valeurs maximales de l'humidité avec plus de deux saisons (de début du printemps à l'automne), montre clairement l'effet la Mer Méditerranéenne générateur et porteur d'ensemble des phénomènes météorologiques sur le taux d'humidité.

II.4.5 Evaporation

Les hydrologues désignent par évaporation l'ensemble des phénomènes qui transforment l'eau en vapeur par un processus spécifique physique [28].

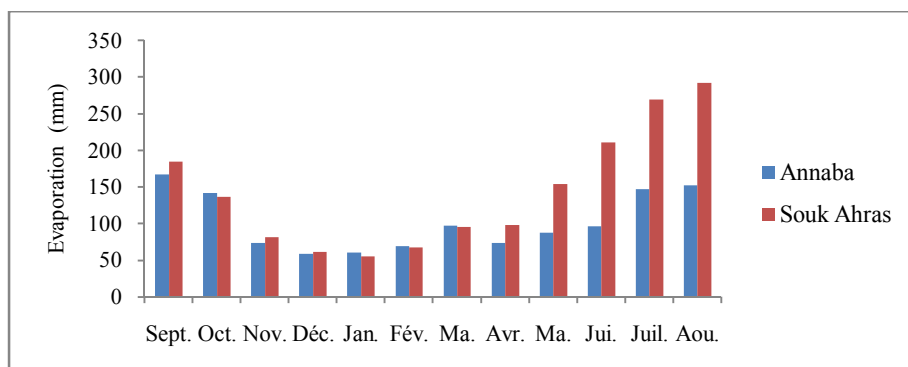


Figure II.10 : Comparaison de la variation d'évaporation (mm) pour les stations étudiées.

La figure II.10 visualise la variation mensuelle d'évaporation à des stations étudiées. La station de Souk Ahras, domine les valeurs élevées par rapport à la station d'Annaba avec huit mois. La quantité d'eau évaporée est enregistrée dans la saison d'été pour les deux stations, causée par des fortes valeurs des températures et les faibles quantités évaporées sont enregistrées dans la saison d'hiver. Ces résultats répercutent sur le bilan hydrologique.

Conclusion

On a visé sur ce chapitre l'existence d'une variabilité climatique particulièrement pluviométrique au niveau du bassin versant de la Seybouse par la technique de la géostatistique. La modélisation avec le variogramme offre des informations précieuses sur l'évolution spatiale des pluies.

L'approche méthodologique adoptée est fondée sur diverses méthodes et test (indices centrés réduits, PETTIT, Buishand, rangs de Spearman, Von Neumann et rangs de Kendall) qui ont été utilisées pour étudier la variabilité temporelle. Les principaux tests statistiques que nous avons exposés dans ce chapitre nous ont permis principalement de voir comment les meilleures techniques et méthodes bien adaptés à cette problématique se réalisent puis l'identification des changements et les dates des ruptures.

Les manifestations de cette variabilité climatique se répercutent sur les ressources en eau superficielles et souterraines.

Les paramètres climatiques cités précédemment du bassin versant étudié ont une grande influence sur le régime hydrologique, qui constitue un facteur essentiel de cette répartition dans le temps, l'espace et de la genèse des précipitations. Ceci sera l'objet de la troisième partie de ce travail.

CHAPITRE -- III --

PRÉVISION ET SCENARISATION HYDROLOGIQUE DES PLUIES MENSUELLES PAR LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

III.1 Généralités

Ce chapitre est l'aboutissement logique des deux chapitres I et II précédents consacrés à la prévision et scénarisation des pluies par les techniques usuelles.

Les termes modèles, prévision ou scénario climatique sont très souvent utilisés dans les études de changements climatiques [51].

Pourquoi la prévision ? : Pour des raisons de gestions des paramètres climatiques, en conditionnant la conception des ouvrages et la maîtrise de l'ensemble des aménagements hydrauliques.

La nécessité des prévisions hydrologiques se fait sentir pour un aménagement correct d'ensemble des cours du bassin versant de la Seybouse (oued Charef, oued Bouhamdane, oued Seybouse etc.), préserver les zones urbaines contre les risques d'inondations et régularisation rationnelle de l'écoulement, Ces prévisions présentent également une grande importance pour la lutte contre les dangers résultants du régime des cours d'eau.

Au début de ce chapitre, il est important de faire la distinction entre la prévision et la prédiction. La prévision concerne l'estimation des conditions futures à une date donnée, ou durant un intervalle de temps spécifique, alors que la prédiction représente l'estimation des conditions futures, sans référence à un temps spécifique [80].

Réduire l'incertitude liée à la connaissance du futur, améliorer la qualité de l'information et des décisions, faire l'estimation préalable de l'état futur d'une caractéristique hydrologique et climatique qui en découlent, demeurent les principaux objectifs et présentent également un intérêt majeur dans la conception, la réalisation des aménagements hydrauliques tel que les barrages et les cours d'eaux. La prévision de ces variables est donc un sujet d'intérêt et pour toute la communauté hydraulicienne. Il existe de nos jours un ensemble de méthodes rigoureuses, basées sur des algorithmes, permettant de faire des prévisions, notamment sur les séries temporelles. La qualité d'une prévision dépend en grande partie du choix porté sur l'une ou l'autre de ces méthodes. Elle dépend également de « l'art » du prévisionniste d'intégrer un ensemble de connaissances et de déceler dans une foule d'informations celles qui sont les plus indiquées à donner des prédictions probantes.

Le besoin de telle prévision croît avec l'expansion économique, technique d'un pays à l'autre et de l'utilisation des ressources en eau. Le but de cette partie est de faire les prévisions des pluies,

fournir des informations nécessaires sur la nature des prévisions, des avis qu'on peut émettre sur les méthodes utilisées pour la mise au point de systèmes de prévision, la valeur et l'utilisation des prévisions hydrologiques.

L'optique de la modélisation dans ce chapitre, est de produire le meilleur modèle aux pluies prédites et n'ont pas le mieux impacté aux changements du climat.

III.2 Scénario climatique

Le scénario climatique est considéré comme une description plausible du climat futur, et ce, sur la base d'une ou de plusieurs projections climatiques. Lorsque l'information est transmise sous forme de changements climatiques par rapport à une certaine période de référence, on parle alors de scénario de changements climatiques [51].

Hulme (2011) précise : scénarisation climatique et hydrologique ne doivent pas chercher à prévoir un futur putatif mais plutôt à fournir un ensemble de futur sur lesquels se bâtiront des réponses. Les décideurs ont besoin d'incertitudes plutôt que de pseudo-certitudes [38].

La scénarisation climatique s'appuie sur un modèle ou un ensemble de modèles de climat. Les sorties de cette scénarisation sont des projections climatiques des pluies décrivant des « futurs possibles », à distinguer de prévisions climatiques comme on peut le faire de l'échelle journalière à l'échelle mensuelle ou saisonnière [38].

L'objectif d'une scénarisation hydrologique n'est pas de simuler au mieux une situation mais plutôt de simuler une variabilité des situations qui pourraient survenir à l'avenir (Dessai et al. 2009) [38].

Lors de l'élaboration d'un scénario climatique, on peut sélectionner une série de variables en fonction des indices climatiques nécessaires, telles l'intensité des précipitations ou la température du territoire et de la période étudiée [51].

La scénarisation hydrologique pose de nombreuses questions qui ne sont guère traitées : comment déterminer le jeu de paramètres du modèle qui conduira la scénarisation hydrologique ?

Pour les besoins de la thèse, aucun choix particulier sur les scénarios adoptés, qu'il présente un élément positif dans ce travail. Une variable dépourvue d'une tendance représente un élément négatif dans la production de scénarios climatiques. L'évaluation de la tendance des pluies prédites comparée avec pluies observées prend l'appellation d'un scénario.

A la lueur des données et résultats obtenus aux chapitres 1 et 2, on s'intéresse dans ce chapitre plus précisément à la prévision et de la scénarisation hydrologique.

III.3 Jeu d'organisation des stations météorologiques entre elles

La répartition des stations météorologique ne se fait pas sur la base des limites administratives des wilayas du bassin versant de la Seybouse, mais, sur la base des rapprochements spatiaux par rapport aux stations pluviométriques, En effet, l'utilisation des coordonnées géographiques avec les

photos satellitaires récupérées à partir du moteur de recherche Google Earth s'avère nécessaire, pour une meilleure organisation..

Le tableau III-1, présente l'ensemble des stations météorologiques et pluviométriques. Ces dernières, révèlent les valeurs des pluies mensuelles des postes pluviométriques indiquées dans la colonne n°1. Parallèlement, Les stations météorologiques révèlent les valeurs mensuelles d'insolation, d'évaporation, du vent, de la température et de l'humidité relative moyenne, sont respectivement mentionnées sur les colonnes 2, 3, 4, 5 et 6 du même tableau.

Le choix du jeu des paramètres a des répercussions sur les résultats du scénarisation, l'estimation des ressources en eau et de la variabilité de ces ressources.

Pour étudier les modifications du climat induites par les activités humaines, la façon de procéder consiste tout d'abord à réaliser une simulation représentative d'un climat non perturbé par l'homme.

Les variables d'entrées à la modélisation sont liées par des relations non- linéaires qui sont forcément des variables en causes.

Les variables à considérer dans la prévision des pluies mensuelles sont celles disponibles au niveau des stations météorologiques, à savoir : les températures moyennes (T_{moy}), les températures minimales (T_{min}) et maximales (T_{max}) en ($^{\circ}C$), la vitesse du vent V en (m/s), l'insolation (I_n) en heure, l'humidité moyenne (H_{moy}) en (%), l'humidité minimale (H_{min}) et maximale (H_{max}) en (%), l'indice saisonnier (INS), nombre du jours de pluies à l'instant « t » (Nb_{jp}) et l'évaporation (Ev) en (mm).

Vu que la superficie du bassin versant de la Seybouse est très vaste, le nombre des stations est important et les séries ont des débuts et des fins différentes. A cet effet, nous avons axé notre travail sur des stations dites synoptiques, à savoir : la station de Guelma, Bordj Sabath, Pont Bouchet et Bouhadjar, justifiants d'une stationnarité dans leurs séries (résultats du test par taux de Kendall dans le chapitre II).

Tableau III. 1: Procédé de collection des stations météorologiques et pluviométrique.

N°	Nom des stations pluviométriques	Nom des stations météorologiques					
		Colonne n°1	Colonne n°2	Colonne n°3	Colonne n°4	Colonne n°5	Colonne n°6
			insolation	évaporation	vent	température	humidité
01	Bouhadjar	Souk Ahras	Souk Ahras	Souk Ahras	Souk Ahras	Souk Ahras	
02	Guelma	Guelma	***	Guelma	Guelma	Guelma	
03	Pont Bouchet	Annaba	Annaba	Annaba	Annaba	Annaba	
04	Bordj Sabath	Guelma	***	Guelma	Guelma	Guelma	

*** : Les trois étoiles indiquent le manque des valeurs mensuelles d'évaporations.

Le tableau n° III .2 met l'accent sur les coordonnées géographiques des 04 stations météorologiques sur une période d'observation de 10 ans (1998-2007).

Tableau III. 2 : Coordonnées géographiques des stations météorologiques avec période d'observation.

N°	Nom de la station météorologique	Longitude (°)	Latitude (°)	L'altitude (m)	Période d'observation
01	Souk Ahras	07°58 E	36°17 N	680	1998-2007
02	Annaba	07°48 E	36°50 N	003	1975-2007
03	Oum El Bouaghi	07°07 E	35°52 N	889	1983-2007
04	Guelma	07°28 E	36°28 N	227	1986-2007

Sur la base des paramètres hydro climatiques (de la colonne 1 à 6) du tableau V -1, on peut créer des matrices de (p. q) variables ⁽¹⁰⁾ pour chaque station et pour chaque mois, afin de faire des prévisions des pluies mensuelles sur le bassin versant étudié.

III. 4 Caractéristiques des prévisions

Les méthodes de prévision vont de l'utilisation de formules empiriques simples ou de corrélations à celle de modèles mathématiques complexes. Le fait de calculer par avance les valeurs de variables d'une série de données (cas des pluies) à un moment donné distingue les prévisions hydrologiques des calculs statistiques qui servent à l'hydrologue à estimer seulement la probabilité de ces variables [60]. Etant donné que les processus étudiés se présentent sous la forme de séries chronologiques.

Les prévisions hydrologiques se composent de quatre éléments principaux (i) la variable à prévoir, l'élément hydrologique étant prévu (ii) le délai de prévision (iii) les méthodes de calcul utilisées (iv). A partir de cette méthodologie on peut prédire les pluies à l'échelle mensuelle.

Plusieurs familles de modèles hydrologiques existent mais en dépit des nombreuses critiques que l'on fait aux modèles globaux et conceptuels, Gleick (1986), Arnell and Reynards (1996), Yates (1997) Xu and Singh (1998) s'accordent à dire que les modèles conceptuels au pas de temps mensuel sont suffisants pour des analyses d'impact sur la ressource en eau de la variabilité climatique à une échelle régionale. La possibilité d'utiliser des données au pas de temps mensuel, souvent plus accessibles que des données journalières qui sont généralement parcimonieuses [38].

⁽¹⁰⁾ Une variable est une grandeur physique dont la valeur varie dans le temps et l'espace.

III. 5 Définition de la période et échéances de prévision

La période de prévision est la période de validité d'une prévision, par contre, le délai d'échéance est le temps qui s'écoule entre le lancement d'une prévision et le début de la période de validité de celle-ci. Toute prévision à longue échéance est fondée sur des données recueillies jusqu'au début de la période de validité de la prévision à un délai d'échéance égal à zéro. Le temps qui s'écoule entre le lancement de la prévision et le début de sa période de validité caractérise le délai [59].

Par exemple, une prévision saisonnière pour l'hiver lancée à la fin de l'été précédent a un délai d'échéance d'une saison et une prévision mensuelle pour le mois de Mars est lancée à la fin du mois de Février, tandis qu'une prévision saisonnière lancée un mois avant le début de la période de validité de celle-ci a un délai d'échéance d'un mois. L'échéance est déterminée jusqu'à une prévision à longue échéance est valable.

Définir l'échelle du système de la prévision et type de la variabilité, met l'accent sur les recommandations indiquées par l'OMM de tableau III. 3, ajoutons la superficie du bassin au tableau III. 4, nous coïncidons sur une échelle de prévision planétaire de la variabilité climatique de moyenne échéance.

Tableau III. 3: Liste établie par l'OMM (1987a) des échelles des systèmes de mouvements atmosphériques et des modèles de prévision correspondants [59].

Echelle du système	système	Modèle	Echéance de prévision
Echelle planétaire plus de (5000 km)	Mousson ⁽¹¹⁾	Mondial	Longue échéance Moyenne échéance
	Cellule de Hadley ⁽¹²⁾ Cellule de Walker ⁽¹³⁾ ZCIT		
Grande échelle (1000-5000 km)	Dépression de mousson	Mondial	Moyenne échéance
	Onde d'Est	maille fine, zone limitée	Courte échéance

⁽¹¹⁾ Mousson : selon le dictionnaire de Larousse est un système de vents saisonniers alternés soufflant à des latitudes tropicales, de la mer vers le continent en été (mousson d'été), du continent vers la mer en hiver (mousson d'hiver).

⁽¹²⁾ Cellule de Hadley : est le mouvement à l'échelle planétaire de la couche d'air entourant la Terre qui redistribue la chaleur provenant du Soleil en conjonction avec la circulation océanique.

⁽¹³⁾ Cellule de Walker : est un mode de circulation atmosphérique. Clé principale pour comprendre de phénomène d'EL Nino.

Tableau III. 4 : Liste des types de prévisions avec échéance de prévision [61].

N°	Type de prévision	Echéance de prévision
01	Prévision météorologique à moyenne échéance	Description des paramètres météorologiques prévus au-delà de 72 heures et jusqu'à 240 heures d'échéance
02	Prévision à longue échéance	De 30 jours à 2 ans d'échéance
	2-1- Evolution probable sur un mois	Description des paramètres météorologiques moyennés, exprimés sous forme d'écart, de variation ou d'anomalie par rapport aux valeurs climatiques pour le mois considéré (pas nécessairement le mois à venir)
	2-2- Evolution probable sur trois mois ou 90 jours	Description des paramètres météorologiques moyennés, exprimés par rapport aux valeurs climatiques pour cette période de 90 jours (pas nécessairement les 90 jours à venir)
	2-3- Evolution probable sur une saison	Description des paramètres météorologiques moyennés, exprimés par rapport aux valeurs climatiques pour la saison considérée.
03	Prévisions climatiques	Au-delà de deux ans
	3-1- Prévision de la variabilité climatique	Prévision de la variabilité climatique description des paramètres climatiques prévus associés à la variation des anomalies climatiques (interannuelles, décennales et multi décennales)
	3-2-Prévision climatique	Description du climat prévu y compris sous les effets de facteurs tant naturels qu'anthropiques

III. 6 Prévision des séries chronologiques des pluies

Généralement, que ce soit dans un modèle linéaire ou non linéaire, il existe trois principales formes de prévision : les intervalles de confiance, la densité de prévision et les prévisions ponctuelles [51]. Cette dernière est le but de la recherche. Dans le cas des modèles linéaires de type ARMA, seules les deux dernières formes de prévisions sont généralement utilisées. Les intervalles de confiance supposés symétriques et continues permettent alors de rendre compte de l'incertitude autour de l'erreur de prévision au même titre que la variance de l'erreur de prévision [28].

Il n'existe pas encore de modèle standard d'analyse en série temporelle permettant d'obtenir une prévision satisfaisante [76].

La prévision est toujours associée avec une erreur de prévision. En fait, il existe deux types de prévisions qui diffèrent par le traitement de l'erreur.

III.6.1 Prévision du point

Les mesures relatives à la pluie sont toujours ponctuelles. En ce sens que, le résultat de prévision est une valeur particulière qui devrait être égale à la valeur future de série qu'on cherche. Ce type de prévision ne donne aucune information sur la grandeur de l'erreur possible de la prévision. Tout comme dans le cas des modèles linéaires, les prévisions établies à partir de modèles non linéaires peuvent être exprimées sous la forme d'une valeur ponctuelle traduisant une notion de prévision au «point moyen». Pour se faire, il existe plusieurs méthodes : (i) méthode Analytique (ii) Méthode "Naïve" ou Méthode dite du "Skeleton" (iii) Méthodes de Simulation Numérique (iv) Méthode Normale Forecast Error (i) Méthode de l'estimation Dynamique [27].

III.6.2 Prévision de l'intervalle de confiance

Dans ce cas, le résultat de prévision est un intervalle qui couvre la vraie valeur future de série qu'on cherche avec une probabilité déterminée (par exemple 0.9 ou 0.95 ou 0.99). Cet intervalle donne une confiance dans la prévision, car il indique la probabilité d'avoir une erreur de la grandeur déterminée.

Un avantage des méthodes ponctuelles de prévision par simulation (Boot-strap ou Monte-Carlo) réside dans le fait qu'elles permettent d'obtenir en sous produit, un ensemble de répliques qui autorisent à leur tour l'estimation de la distribution conditionnelle et/ou la construction d'un intervalle de confiance éventuellement non continu et non symétrique [27].

III.6.3 Prévision par densité

La prévision par densité donne une grande information aux scientifiques. En particulier, elle permet (i) d'appréhender les éventuelles asymétries de la distribution conditionnelle de la prévision et (ii) l'éventuelle existence de plusieurs modes. En effet, contrairement au cas d'un modèle linéaire, un modèle non linéaire peut engendrer une distribution de prévisions asymétrique, et cela même dans le cas d'une distribution symétrique des résidus [27].

III.6.4 Prévision probabiliste

Les prévisions à long terme sont souvent exprimées en termes de probabilité, c'est-à-dire d'une distribution statistique. Le temps qu'il fera entre la date à laquelle on fait la prévision et la date où elle prend effet, est une source d'incertitude [60].

Une prévision probabiliste peut être émise après réception des données pluviométriques de l'automne et de l'hiver précédent ou des mois qui précèdent, en tenant compte dans le premier temps de la distribution de probabilité des pluies de printemps et d'été, dans le deuxième temps la distribution de probabilité des pluies des mois qui précèdent.

III.7 Méthodes et choix d'une technique pour la prévision

Les méthodes de prévision sont souvent subdivisées en plusieurs catégories : (i) Estimation du dernier échantillon utilisé comme la prévision, (ii) lissage exponentiel, (iii) régression de série temporelle, (iv) autorégression de série temporelle (ARIMA), (v) méthodologie de Box-Jenkins, (vi) modèles basés sur l'espace d'états : Filtre de Kalman (vii) les courbes de croissance (viii) les méthodes de décomposition saisonnière (ix) réseaux de neurones [32].

La littérature économique recommande l'usage de certaines méthodologies comme celle de Box- Jenkins lorsque l'objectif est de faire la prévision de variables aléatoire [74].

Le choix d'une technique pour la prévision repose d'une part, sur l'ensemble d'information, c'est-à-dire l'information disponible que l'on veut exploiter. D'autre part, de la linéarité (technique de filtre Kalman FK, Box et Jenkins 1970) ou de la non linéarité (filtre de Kalman étendue EFK, réseaux de neurones) entre les différents paramètres [21].

L'origine de prévision est T et l'horizon de prévision est h . On veut prévoir la valeur future inconnue y_{T+h} , notée $Y_t(h)$ et dépend même sur des caractéristiques cherchées qui peuvent être divisées dans les catégories suivantes : (i) type de la prévision (point, intervalle de confiance et/ou densité), (ii) horizon de la prévision (plus long => plus difficile), (iii) composante de la série, (iv) coût de la prévision, (iv. a) développement du modèle pour la prévision (iv. b) complexité, (v) précision de la prédiction, (vi) disponibilité de données, (vii) facilité de l'opération et de la compréhension. La nécessité au recours aux méthodes non linéaire s'avère nécessaire, un des outils pour tenter de décrire le comportement des pluies mensuelles est de construire un modèle de prédiction dans le bassin versant de la Seybouse avec les réseaux de neurones artificiels.

III.8 Méthodologie de la prévision par les réseaux de neurones artificiels RNA

La première trace sur les réseaux de neurone date depuis les années 1890 par W. James et l'apparition de la loi de fonctionnement pour l'apprentissage connu plus tard sous le nom de la loi de Hebb. Le premier succès apparaît dans les années 1957 par F. Rosenblatt.).

Les réseaux de neurone ont trouvé une vaste utilisation dans la modélisation des séries chronologiques (Chakraborty et al., 1992; Weigend & Gershenfeld, 1993; Gencay, 1993; Hoptroff, 1993).

Les réseaux de neurones artificiels ont déjà été appliqués à la prévision de séries temporelles [71,80]. On peut notamment citer CHEN et al. (1990), CHAKRABORTY et al. (1992) et HOPTROFF (1993) qui appliquent avec succès la méthode pour la prévision des séries chronologiques [70]. En particulier dans le domaine des sciences de l'eau, on retrouve des applications à la prévision de la demande en eau, des précipitations et dans d'autres métiers tels que la physique, psychologie et en neurophysiologie [80].

En hydrologie de surface, les réseaux de neurones sont utilisés pour la prévision de la qualité de l'eau (Maier et Dandy, 1996), pour la prévision de la demande en eau (Cubero., 1991), pour la

prévision du débit (Karunanithi et al., 1994, Dimopoulos et al., 1996, Lek et al., 1996, Coulibaly et al., 2000, Imrie et al., 2000, Sivakumar et al., 2002), pour la prédiction de l'évaporation (Sudheer et al., 2002) et la prévision des précipitations (French et al., 1992, Luk. Kin et al., 2001) [62,71].

Dans la recherche d'une équation mathématique pour un modèle déterministe de type « cause-effet », à partir d'un ensemble de mesure de variable. Dans notre étude, nous utilisons une technique qui fait preuve à ses calculs statistiques : les réseaux neurones artificiels permettent de faire les prévisions et abaisser les erreurs [56]. Les données disponibles forment une série chronologique des pluies mensuelles dont on peut effectuer des prévisions des événements futurs, mais dont les facteurs influençant les événements passés doivent rester les mêmes.

III.8.1 Définition

Les neurones artificiels sont de petites unités de traitement interconnectés composées d'une ou plusieurs entrées, d'une sortie et d'un corps de cellule qui effectue des calculs à partir des données de l'entrée pour produire la sortie. L'information est traitée par un changement d'état dynamique en réponse à une entrée externe. Les réseaux de neurones artificiels fonctionnant en parallèle et toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau. On distingue deux grands types d'architecture des réseaux de neurones pour résoudre ce type de problématique : les réseaux de neurones non bouclés et les réseaux de neurones bouclés.

L'originalité de ce travail de modélisation réside dans l'utilisation des réseaux neuronaux (approche connexionniste) qui sont fondés sur des modèles qui tentent d'établir des relations entre les paramètres d'entrée et de sortie par interconnexions des neurones.

III.8.2 Réseaux non bouclés et réseaux bouclés

III.8.2.a Réseaux non bouclés

Un réseau de neurones non bouclé, appelé aussi réseau statique, est un réseau dont le graphe des connexions est acyclique; il réalise une fonction algébrique non linéaire de ses entrées. On utilise généralement, pour la modélisation de processus, un réseau comprenant un neurone de sortie linéaire ; un tel réseau réalise donc une combinaison linéaire paramétrée de fonctions non linéaires paramétrées des variables. Si, ces dernières sont les valeurs, décalées d'une période d'échantillonnage, d'un même signal, un tel réseau constitue un filtre non linéaire transverse à temps discret [84].

III.8.2.b Réseaux bouclés

Un réseau de neurones bouclé, appelé aussi réseau dynamique, est un réseau dont le graphe des connexions peut contenir des cycles. Dans un réseau à temps discret, un retard (entier positif ou nul) est associé à chaque connexion. Pour que le réseau soit causal, tout cycle du graphe des connexions doit être tel que la somme des retards associés à chacune des connexions du cycle soit non

nul. Un réseau bouclé à temps discret est régi par une équation aux différences récursives [84]. Étant donné que, dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons à la modélisation statique de processus (en anglais (Feed- forward backprop)), nous utiliserons, le plus souvent des réseaux non bouclés.

III.8.3 Structure du réseau

L'architecture du réseau précise le nombre de couches qui le composent et le nombre de neurones dans chaque couche, ainsi que le poids des connexions. Un réseau de neurones artificiels est organisé en couches, chacune de ces couches comportant plusieurs neurones. Chacun de ces neurones qui se présentent comme unité de calcul autonome, est relié à la totalité ou à certains neurones de là où des couches précédentes par l'imposition de poids (W_i) [70].

Le réseau de neurones utilisé dans notre étude est un réseau à trois couches : une couche d'entrée qui recevra les données source que l'on veut utiliser pour l'analyse, une seule couche cachée constituée par l'ensemble de neurones des sorties de la couche d'entrée et une couche de sortie qui donne le résultat obtenu après compilation par le réseau des données entrant dans la première couche (Fig. III. 1). La fonction de transfert appliquée est de type sigmoïde. Le réseau de neurones utilisé est l'Algorithme de rétropropagation de l'erreur qui correspond au Perceptron multicouche (Rumelhart et al., 1986 [70]). Dans ce travail, l'utilisation d'une seule couche cachée est suffisante pour le modèle de RNA. Dans la majorité des cas, pour limiter le temps de calcul et surtout lorsque les résultats sont en général satisfaisants, c'est un réseau à une seule couche cachée qui est utilisé. Ce type de réseau de neurones est appelé un réseau multicouche.

Parfois, l'addition d'une couche cachée, n'a pas diminué l'erreur et elle fait décliner la performance et la convergence du modèle. Les meilleurs résultats de la simulation avec bonne convergence et performance du modèle sont obtenus dans le cas d'utilisation d'une seule couche cachée (Lallahem., 2002) [70].

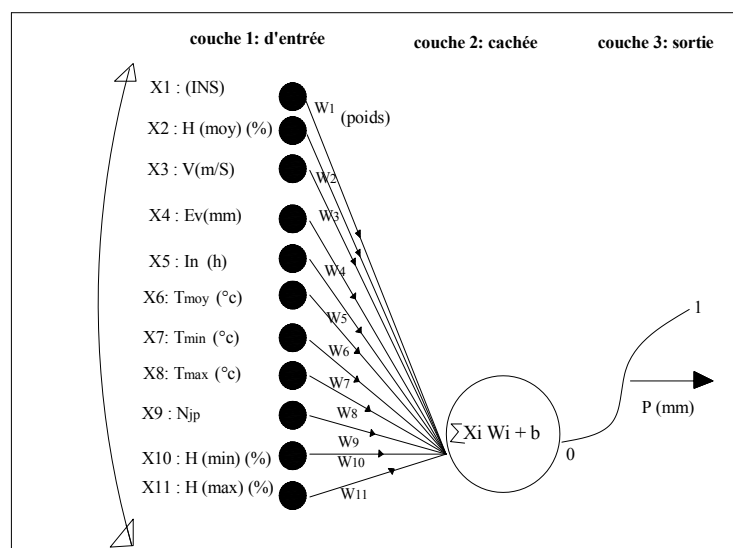


Figure III. 1 : Représentation d'un réseau de neurone artificiel selon les variables étudiées.

III.8.4 Connexions entre les neurones

Les réseaux de neurones sont organisés en couches ; ces couches se composent d'un certain nombre de neurones interconnectés qui contiennent une fonction d'activation dite aussi fonction de coût. Des entrées ($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$) sont présentées au réseau par l'intermédiaire de la couche d'entrée, qui les communique aux couches cachées où le traitement s'effectue en utilisant des connexions pondérées. Puis, les couches cachées transmettent la réponse à la couche de sortie (S). Les connexions entre les neurones se font par des poids ($W_1, W_2, W_3, \dots, W_n$) [70]. Ici, le nombre de variable d'entrée est varié selon les données disponibles pour chaque mois et pour chaque station mais dans une gamme de 8 à 11 variables.

III.8.5 Perceptron Multicouche (PMC)

Il existe une grande variété d'agencements possibles de neurones artificiels (Lippmann, 1987), mais le type de réseau le plus utilisé pour la prévision de phénomènes hydrologiques est le Perceptron Multicouche (PMC) car, il est particulièrement adapté au traitement d'information vectorielle. Ce réseau comporte une couche de neurones artificiels pour capter les entrées, une ou plusieurs couches cachées (MLP ou Multi Layers Perceptron) et une couche de neurones artificiels pour émettre les sorties du modèle. Chaque couche contient des unités de calcul (neurones) connectées à d'autres neurones par la voie des poids (W_{ij} et W_{jk}). La fonction de transfert ou d'activation de non-linéarité peut avoir plusieurs formes différentes. La fonction la plus utilisée est en général une somme pondérée de type Sigmoidale car il s'agit d'une fonction continue, non décroissante, différentiable et bornée, mais aussi elle introduit de la non-linéarité et dérivée d'elle-même.

A chaque connexion entre les neurones de deux couches successives est associé un poids modifiable au cours de l'apprentissage en fonction des jeux de données en entrée et en sortie. Un PMC peut contenir autant de couches cachées que l'on désire mais il a été montré que quel qu'en soit le nombre, il existe un MLP équivalent avec une seule couche cachée. Ainsi, on se limitera dans ce travail à l'utilisation de MLP comportant une seule couche cachée.

Un réseau de neurones artificiels est composé de neurones artificiels semblables, chacun étant en fait une fonction non linéaire de « n » entrées $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ [70].

La réponse des neurones est une fonction d'activation. En pratique, Les trois fonctions d'activations les plus utilisées sont : «Seuil» (en anglais « hard limit »), «linéaire» et « sigmoïde » [21]. Si les états des neurones de la couche d'entrée sont déterminés par les variables à l'entrée du réseau, les autres neurones (de la couche cachée et de sortie) doivent évaluer l'intensité de la stimulation en provenance des neurones de la couche précédente par la relation suivante [71] :

$$S_j = \sum_{i=1}^I X_i W_{ij} \quad (\text{III. 1})$$

Avec S_j : activation du « $j^{\text{ème}}$ » neurone de la couche courante ; X_i : valeur de sortie de la « $i^{\text{ème}}$ » neurone de la couche précédente ; W_{ij} : poids synaptique de la connexion entre le « $i^{\text{ème}}$ » neurone de la couche précédente et le « $j^{\text{ème}}$ » neurone de la couche courante.

Nous avons effectué une modélisation entrée- sortie d'un processus réel à l'aide de réseaux de neurones à sigmoïde dans la fonction est :

$$f(S_j) = \frac{1}{1+e^{-S_j}} \quad (\text{III. 2})$$

$f(S_j)$ est pratiquement linéaire entre 0 et 1.

Nous n'allons pas travailler directement avec les valeurs brutes des vecteurs d'entrés. Nous faisons donc une normalisation des distributions des données d'entrées à raison que le réseau n'ait pas à combiner des distributions très différentes. La fonction de normalisation de la couche d'entrée est donnée en équation III.3

$$\bar{X} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (\text{III. 3})$$

Avec : X est la valeur de la variable d'entrée, X_{min} est sa valeur minimale, X_{max} est sa valeur maximale et \bar{X} est la valeur de la variable normalisée [25, 70].

En général, on n'utilise qu'une seule couche intermédiaire et un nombre de neurones dans cette couche du même ordre de grandeur que le nombre de neurones dans la couche d'entrée. Ensuite, les vecteurs d'entrée sont transmis à chacun des neurones de la couche cachée. Donc, il y aura aussi des biais selon le nombre de variable de chaque mois [80].

Ici ; les entrées sont des variables climatiques mensuelles dont le nombre sont varié de huit (8) à onze (11), selon la disponibilité des séries pour chaque mois telles que : les pluies (P) en mm, l'humidité relative moyenne, minimale et maximal en (%) , la vitesse du vent (V) en m/s, l'insolation (In) en heure, indice saisonnier (Ins), évaporation (Ev) en mm, température moyenne (Tmoy, Tmin, Tmax) en (°C), nombre de jours de pluies (N_{JP}).

Le choix du nombre de couche du neurone et de la fonction du coût (équation III. 4) définit le modèle de prédiction [52].

L'identification du modèle consiste, après avoir défini les différentes variables d'entrée et la fonction à chercher un vecteur, mesurant l'accord entre la sortie observée et la sortie calculée par le modèle, soit optimale [21].

Le fonctionnement d'un réseau de neurones formels est défini par sa structure (nombre de couches et de neurones par couches) et par la valeur des connexions ou poids (w) qui relient les neurones entre eux, appelée poids synaptiques. Ainsi, on peut dire que la fonction implémentée par le réseau est définie implicitement par la structure du réseau et où les fonctions d'activation [21].

Dans la création de modèle de neurone la couche de sortie est les pluies moyennes mensuelles.

III.8.6 Apprentissage

Le perceptron inventé en 1957 par Franck Rosenblatt du laboratoire d'aéronautique de l'université Cornell, le perceptron peut être vu comme un unique neurone capable de séparer linéairement un ensemble de vecteurs $E_{\text{entrée}}$ en deux groupes distincts. L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais les plus utilisés.

Définition

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement. Le modèle sans apprentissage présente en effet peu d'intérêt. L'apprentissage consiste tout simplement à calculer les coefficients des connexions (poids) entre les différentes couches de telle manière que les sorties du réseau de neurones soient, pour les exemples utilisés, aussi proches que possible des sorties désirées.

Pour évaluer la performance de ce réseau on se donne une fonction du coût qui mesure l'adéquation entre sortie « S » calculée par ce réseau et sortie « Y » désirée par l'utilisateur.

Le mécanisme d'apprentissage repose sur la minimisation d'une fonction de coût par un algorithme adaptatif de type de gradient appelé Algorithme de Levenberg- Marquardt disponible dans l'outil réseau neurone de MATLAB (2014a) à améliorer les performances de modèle.

Cette fonction de coût évolue l'écart entre la sortie calculée et la sortie désirée sur la dernière couche de réseau selon la fonction de coût choisie et la l'erreur moyenne quadratique [52].

$$E(w) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^J (Y_j^i - S_j^i)^2 \quad (\text{III. 4})$$

$E(w)$: fonction du coût ;

n : nombre d'observation de la base d'apprentissage ;

J : le nombre de neurones de la couche de sortie ;

S_j^i : La valeur de sortie du neurone « j » de la dernière couche obtenue lors de la présentation numéro « i » ;

Y_j^i : Valeur désirée de la présentation numéro « i » à la sortie du neurone « j » [52].

III.9 Collecte des données

Dans notre étude, les entrées du modèle sont les valeurs inter mensuelles des températures moyennes - minimales et maximales, humidité relative moyenne- minimale et maximale, l'insolation, vitesse de vent, indice saisonnier, nombre de jours de pluies et l'évaporation sur un nombre limité des stations pluviométriques et météorologiques de bassin versant de la Seybouse et les valeurs de sorties sont les pluies observées à des instants précédents. L'architecture du modèle est représentée sur la figure III.2.

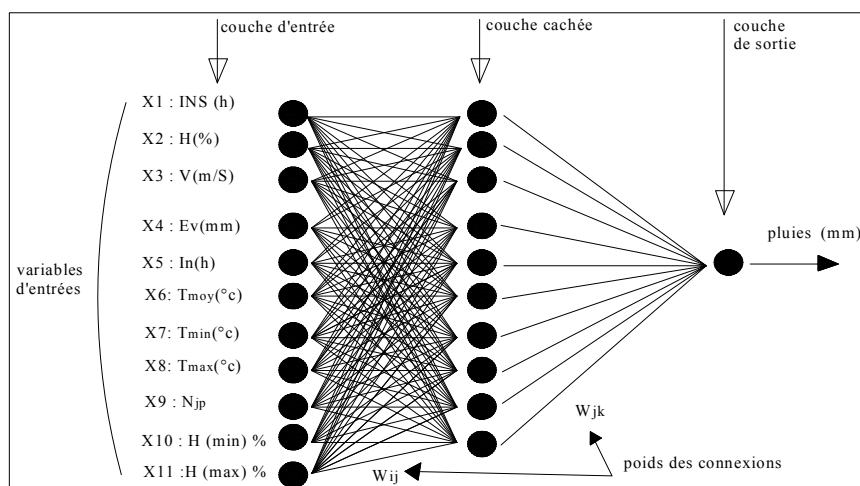


Figure III. 2 : Architecture de modèle de RMC adapté à notre cas.

La base de données a été divisée en trois phases : La phase d'apprentissage, la phase de test et la phase de validation [50]. L'apprentissage est la propriété la plus intéressante du modèle des réseaux de neurones. Pour apprendre, le réseau doit connaître la réponse qu'il aurait dû donner. C'est la phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

Une fois le réseau calculé, il faut procéder à des tests pour vérifier que le réseau réagit bien comme on le souhaite : c'est la validation. La méthode la plus simple pour faire la validation est de garder une partie de l'échantillon réservé à l'apprentissage pour la validation et faire ainsi une validation hors-échantillon [70,80].

Une étape essentielle de construction d'un modèle de prévision consiste à évaluer la précision des prévisions.

Entre 60 à 80% des données sont utilisées pour la phase d'apprentissage, 10 à 20% des données constituent la phase de test, les 10 à 20% des données restantes sont réservées pour la phase de validation. La majeure partie des données est utilisée dans la phase d'apprentissage pour fournir des résultats très satisfaisants et adéquats [70].

Avant de passer au développement de ces étapes, il convient de rappeler que cette méthodologie, exige la stationnarité des séries pluviométriques à étudier. Cette condition signifie que la moyenne de la série et de sa variabilité doivent être finies et constantes (voir les résultats de test par le taux de Kendall du chapitre II). L'hypothèse de stationnarité est équivalente à supposer que le mécanisme générateur du processus est invariant dans le temps.

III.10 Optimisation de réseau neuronal

Pour évaluer la qualité prévisionnelle du modèle, de nombreux critères d'évaluation de cette qualité ont été définis. Le choix de l'un ou de l'autre s'effectue donc à la fois en fonction de la forme de la prévision et des objectifs qui ont décidés à sa mise en œuvre.

La calibration d'un réseau de neurones artificiels est une tâche ardue. Un grand nombre d'algorithmes d'optimisation des poids et des seuils d'activation des neurones existent. Le plus utilisé demeure la méthode de la descente la plus rapide (steepest descent en anglais, CAUCHY 1847), nommé propagation arrière (back propagation) [70]. Parmi les autres méthodes, on retrouve l'adoucissement simulé (simulated annealing, AARTS et KORST, 1989), les algorithmes génétiques (HOLLAND, 1992) et la programmation évolutionnaire (FOGEL et al., 1989). Cette dernière technique est très intéressante pour les réseaux récurrents, et elle permet non seulement d'établir les valeurs des paramètres du réseau, mais aussi sa configuration (MC DONNELL et WAAGEN, 1994) [80].

La modélisation par le réseau de neurones artificiels consiste à trouver le nombre optimal de neurones dans la couche cachée ainsi le nombre d'itérations pour aboutir au modèle le plus performant qui est déterminé par le minimum du nombre de nœuds et d'itérations. La performance du modèle de RNA est aussi validée par d'autres paramètres statistiques des phases d'apprentissage et du test qui correspondent au nombre optimal de neurones de la couche cachée et du nombre d'itérations.

A la fin de la modélisation une vérification de la compatibilité entre les observations et le modèle est nécessaire. Cette vérification est généralement faite par le biais des tests d'adéquation statistiques qui ne peuvent que permettre de conclure sur la concordance entre le modèle et les observations [80]. Les paramètres statistiques utilisés pour quantifier la qualité de prévision dans ce travail sont : L'erreur moyenne des carrés ASE (Average Squared Error), le coefficient de détermination R^2 appliqué par la méthode des moindres carrés et la racine de l'erreur moyenne absolue MARE (Mean Absolute Root Error). Ces paramètres sont donnés par les deux relations du tableau III. 5. Une analyse en corrélation permet de quantifier la co-fluctuation entre les valeurs prévues et observées.

En général, l'optimisation se focalise sur la recherche par tâtonnement d'un meilleur modèle neuronal adapté. L'ensemble des résultats sont enregistrés dans les tableaux III. 8, 9, 10 et 11.

Tableau III. 5 : Critères de performance du modèle de pluie

Paramètre	Erreur moyen des carrés (ASE) dite aussi fonction de coût « E »	Coefficient de détermination R^2
Pluies	$\sum_{i=1}^n \frac{(P_{ti} - \widehat{P}_{ti})^2}{n}$	$1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_{ti} - \widehat{P}_{ti})^2}{\sum_{i=1}^n (P_{ti} - \overline{P}_t)^2}$

III.11 Application les réseaux de neurones artificiels sur les séries des pluies mensuelles

Après avoir expliqué les principes de bases, les modes de fonctionnements et critères d'évaluations du réseau de neurone artificiel, on va dresser un panorama de modélisation.

Pour la première étape de modélisation, les données sont subdivisées en trois parties : 70 % sont utilisées pour l'apprentissage, 15 % pour validation et 15% pour test. Le détail de partage des séries des pluies de chaque station par mois est mentionné dans le tableau III. 6.

Deuxièmement, il est indispensable d'introduire les valeurs centrées des vecteurs d'entrés dans le logiciel de MATLAB R2014a. Il est avéré intéressant de choisir l'Algorithme et faire un tâtonnement pour mieux exposé les résultats des pluies prédites.

Tableau III. 6 : Périodes d'apprentissage, validation et test de pour chaque séries des pluies mensuelles du chaque station pluviométrique.

Station	Période		
	Apprentissage	Validation	Test
Bouhadjar	1993/2003	2004/2006	2007/2009
Guelma	1986/2001	2002/2005	2006/2009
Pont Bouche	1975/1999	2000/2004	2005/2009
Bordj Sabath	1986/2002	2003/2006	2007/2010

Le nombre des stations météorologiques et pluviométriques représentatives du bassin versant est important, on peut prendre seulement les stations synoptiques indiquées sur le tableau ci- dessous.

Tableau III. 7 : Dépendance entre stations météorologiques et postes pluviométriques.

N°	Nom des stations pluviométriques/météorologiques					
	Colonne n°1	Colonne n°2	Colonne n°3	Colonne n°4	Colonne n°5	Colonne n°6
	pluies	insolation	évaporation	vent	température	humidité
1	Bouhadjar	Souk Ahras	Souk Ahras	Souk Ahras	Souk Ahras	Souk Ahras
2	Pont Bouchet	Annaba	Annaba	Annaba	Annaba	Annaba
3	Bordj Sabath	Guelma	***	Guelma	Guelma	Guelma
4	Guelma	Guelma	***	Guelma	Guelma	Guelma

(***) : Manque d'une série d'évaporation.

Tableau III. 8 : Principaux résultats des critères de performance des modèles RNA de prédiction de la pluie mensuelle pour la station de Guelma.

Mois	Architecture de Modèle de neurone Avec test	Fonction de coût	apprentissage	validation	test	tous	Meilleurs performance validée (BVP) « MSE »	Choix de modèle	Régression Pluies observées prédits (R ²)
		E	R	R	R	R			
Sept.	8 : 8 : 1	270.92	0.95731	0.98862	0.62008	0.85322	0.0042881	rejeté	*
	8 : 7 : 1	41.78	0.98124	0.99837	0.96375	0.98278	0.0023314	accepté	0.965
	8 : 6 : 1	191.64	0.86585	0.99969	-0.2521	0.89592	0.020039	refus	*
	8 : 5 : 1	91.45	0.97096	0.99586	0.97516	0.95367	0.0018758	rejeté	*
Oct.	8 : 8 : 1	36.84	0.98115	0.99662	0.88308	0.9866	0.0008997	accepté	0.973
	8 : 7 : 1	144.15	0.99585	0.832	0.068782	0.94223	0.042644	rejeté	*
	8 : 6 : 1	139.88	0.96741	0.98198	0.72763	0.94878	0.021636	rejeté	*
Nov.	8 : 5 : 1	531.85	0.99565	0.99517	-0.019341	0.80493	0.0056938	refus	*
	8 : 8 : 1	122.39	0.99166	0.91787	0.9442	0.984	0.0072484	rejeté	*
	8 : 7 : 1	45.45	0.99984	0.99593	0.83402	0.99265	0.0021848	rejeté	*
	8 : 6 : 1	42.14	0.99404	0.99973	0.98685	0.99293	0.00024566	accepté	0.985
Dec.	8 : 5 : 1	111.22	0.99968	0.9343	0.89984	0.98164	0.00373	rejeté	*
	8 : 8 : 1	1021.52	0.95026	0.15471	0.71984	0.85124	0.052822	rejeté	*
	8 : 7 : 1	262.97	0.99286	0.98499	0.97677	0.96584	0.0043298	accepté	0.932
	8 : 6 : 1	930.16	0.98117	0.99576	-0.67852	0.82991	0.00058521	refus	*
Jan.	8 : 5 : 1	831.89	0.89932	0.99971	0.30987	0.83757	0.0078308	rejeté	*
	8 : 8 : 1	461.09	0.95931	0.41827	0.96845	0.88835	0.068783	rejeté	*
	8 : 7 : 1	226.36	0.9876	0.90727	0.94096	0.94091	0.0079771	accepté	0.885
	8 : 6 : 1	1204.25	0.90177	0.92852	0.19209	0.81289	0.006511	rejeté	*
Fev.	8 : 5 : 1	231.35	0.97756	0.9677	0.89066	0.94053	0.0077117	rejeté	*
	8 : 8 : 1	336.58	0.99967	0.5245	94457	0.90856	0.038308	rejeté	*
	8 : 7 : 1	61.08	0.99294	0.98987	0.85611	0.98417	0.0016736	accepté	0.968
	8 : 6 : 1	376.15	0.9947778	0.60577	0.65308	0.90091	0.01731	rejeté	*
Mar.	8 : 5 : 1	63.21	0.99614	0.99864	0.93493	0.98469	0.00057333	rejeté	*
	8 : 8 : 1	280.46	0.99077	0.47738	0.42617	0.900086	0.018082	rejeté	*
	8 : 7 : 1	241.7	0.99999	0.20792	0.63269	0.92757	0.012586	rejeté	*
	8 : 6 : 1	42.78	0.99995	0.96632	0.98419	0.9853	0.002876	accepté	0.970
Avr.	8 : 5 : 1	545.30	0.99744	0.80529	0.39448	0.833	0.082582	rejeté	*
	8 : 8 : 1	315.0	0.84498	0.80941	0.96357	0.87214	0.013781	accepté	0.760
	8 : 7 : 1	157.12	0.98731	0.10146	0.15552	0.76109	0.14164	rejeté	*
	8 : 6 : 1	472.97	0.99997	0.99941	0.65702	0.84558	0.00012711	rejeté	*
Ma.	8 : 5 : 1	798.33	0.73103	0.34248	0.73664	0.67407	0.035232	rejeté	*
	8 : 8 : 1	149.34	0.95863	0.99843	0.99196	0.93807	0.012753	rejeté	*
	8 : 7 : 1	96.88	0.99336	0.9357	0.9305	0.96535	0.018767	accepté	0.931
	8 : 6 : 1	579.51	0.81208	0.58567	0.87396	0.81012	0.0043946	rejeté	*
Jui.	8 : 5 : 1	134.20	0.97082	0.99229	0.83983	0.9465	0.0076011	rejeté	*
	8 : 8 : 1	3360.94	0.99786	0.99994	0.9918	0.99311	0.00058752	rejeté	*
	8 : 7 : 1	3789.84	0.99998	0.99941	0.67682	0.97036	0.0002767	rejeté	*

	8 : 6 : 1	3098.95	0.99724	0.99834	0.8331	0.97729	0.0060687	accepté	0.955
Juill.	8 : 8 : 1	0.35	0.99605	0.99957	0.99705	0.99499	0.0000013632	accepté	0.992
	8 : 7 : 1	7.13	0.99149	0.99722	1.0	0.93241	0.0015998	rejeté	*
	8 : 6 : 1	50.89	0.99929	0.87096	0.90401	0.93751	0.00011869	rejeté	*
	8 : 5 : 1	1.83	0.24752	0.95076	0.66672	0.2791	0.0090225	rejeté	*
Ao.	8 : 8 : 1	7.89	1.0	0.99561	-0.11443	0.90032	0.0012754	refus	*
	8 : 7 : 1	26.30	0.99462	0.29802	-0.24184	0.90171	0.0057485	refus	*
	8 : 6 : 1	19.92	0.98368	0.973	0.9549	0.9502	0.011781	accepté	0.902
	8 : 5 : 1	23.21	0.94081	0.62763	0.92351	0.93618	0.0089259	rejeté	*

Tableau III. 9 : Principaux résultats des critères de performance des modèles RNA de prédiction de la pluie mensuelle pour la station de Bouhadjar.

Mois	Architecture de Modèle de neurone Avec test	Fonction de coût	apprentissage	validation	test	tous	Meilleurs performance validée (BVP) « MSE »	Choix de modèle	Régression Pluies observées prédits (R ²)
		E	R	R	R	R			
Sept.	11 : 11 : 1	199.36	0.98173	0.99934	0.62632	0.90299	0.0020528	rejeté	*
	11 : 10 : 1	121.06	0.88866	0.97923	0.99267	0.93754	0.016487	rejeté	*
	11 : 9 : 1	560.49	0.74361	0.974	0.99232	0.76962	0.0085326	rejeté	*
	11 : 8 : 1	604.50	0.99955	0.24186	0.24704	0.6788	0.19492	rejeté	*
	11 : 7 : 1	21.24	0.99436	0.9973	0.99795	0.9917	0.0026156	accepté	0.983
	11 : 6 : 1	487.79	0.89274	0.026377	0.0	0.77975	0.15852	rejeté	*
Oct.	11 : 11 : 1	4806.8	0.99999	0.99731	0.34917	0.94105	1.0455*10 ⁻⁵	rejeté	0.085
	11 : 10 : 1	4652.22	0.99672	0.9999	0.9695	0.99865	0.00029037	rejeté	0.074
	11 : 9 : 1	4961.07	0.99999	0.9843	0.99265	0.97417	0.00060306	accepté	0.117
	11 : 8 : 1	4987.31	0.9924	0.032184	-0.47122	0.89317	0.0037472	refus	*
	11 : 7 : 1	4556.42	0.35802	-0.38483	0.97303	0.36417	0.0024914	refus	*
Nov.	11 : 11 : 1	2112.19	0.99969	0.95852	0.61594	0.93955	0.0044451	rejeté	*
	11 : 10 : 1	525.09	0.99911	-0.34594	0.98828	0.98647	0.0034228	refus	*
	11 : 9 : 1	958.19	0.98103	0.99998	0.96771	0.97335	0.0014067	accepté	0.947
	11 : 8 : 1	1190.72	0.99969	0.99984	0.99505	0.96931	0.010663	rejeté	*
	11 : 7 : 1	10292.42	0.8514	0.098789	0.56303	0.7856	0.0035083	rejeté	*
Dec.	10 : 10 : 1	370.87	0.98914	0.99589	0.99997	0.96697	0.032193	accepté	0.935
	10 : 9 : 1	380.27	0.97622	0.8891	0.96756	0.95741	0.011319	rejeté	*
	10 : 8 : 1	4659.03	0.44074	0.9722	-0.4744	0.27985	0.023888	refus	*
	10 : 7 : 1	4835.65	0.85175	-0.98139	0.4504	0.55694	0.13572	refus	*
Jan.	11 : 11 : 1	3867.43	0.77019	0.26792	0.99755	0.34463	0.033143	rejeté	*
	11 : 10 : 1	207.38	0.99994	0.93768	0.98328	0.97612	0.0064703	accepté	0.952
	11 : 9 : 1	2478.78	0.94594	0.73456	0.99933	0.72907	0.023422	rejeté	*
	11 : 8 : 1	1924.94	0.99988	0.95975	0.56215	0.84223	0.012468	rejeté	*
	11 : 7 : 1	6282.10	0.62337	0.87836	-0.68583	0.47201	0.011892	refus	*
	11 : 6 : 1	619.57	0.99703	0.89663	0.092195	0.92439	0.0048467	rejeté	*
	11 : 11 : 1	2030.78	0.99993	0.89781	0.72026	0.7026	0.13948	accepté	0.493

Fev.	11 :10 :1	2144.94	0.86959	0.34351	0.91826	0.73944	0.054982	rejeté	0.546
	11 :9 :1	1262.44	0.99029	0.26867	-0.48584	0.65739	0.14238	refus	*
	11 :8 :1	4562.27	0.13154	0.66159	0.014059	0.054274	0.011054	rejeté	*
	11 :7 :1	4097.09	0.23122	0.9844	-0.88502	0.27407	0.03572	refus	*
Mar.	11 :11 :1	5103.75	0.80373	0.9533	0.88329	0.61318	0.010536	rejeté	*
	11 :10 :1	308.52	0.99999	0.97732	0.80796	0.96866	0.00057328	rejeté	*
	11 :9 :1	1801.76	0.98699	0.72389	-0.75828	0.77532	0.12581	refus	*
	11 :7 :1	2072.89	0.99861	0.99799	-0.57439	0.7812	0.057043	refus	*
	11 :6 :1	31.50	1.0	0.98602	0.99918	0.99663	0.00042968	accepté	0.993
Avr.	11 :11 :1	484.22	0.99998	0.64856	0.9073	0.86955	0.050361	accepté	0.756
	11 :10 :1	1433.94	0.93476	0.99385	-0.72783	0.56208	0.00442945	refus	*
	11 :9 :1	1464.67	0.99814	-0.10861	-0.99754	0.55794	0.051074	refus	*
	11 :8 :1	1860.50	0.35285	0.98135	0.67766	0.37145	0.0444	rejeté	*
	11 :7 :1	1868.80	0.93596	0.24386	0.63687	0.54338	0.13484	rejeté	*
	11 :6 :1	1200.03	0.99962	0.81588	0.95038	0.70531	0.0078252	rejeté	*
Ma.	11 :11 :1	1534.30	0.99985	0.99497	-0.99913	0.776	0.0003667	refus	*
	11 :10 :1	2862.02	0.6584	0.81946	0.496	0.50485	0.02436	rejeté	0.254
	11 :9 :1	5254.66	0.91604	0.938	-0.38823	0.67936	0.044259	refus	*
	11 :7 :1	1855.94	0.91604	0.938	-0.38823	0.67936	0.044259	refus	*
	11 :6 :1	1902.48	0.98376	0.77734	0.79137	0.65345	0.03149	accepté	0.427
Jui.	11 :11 :1	143.92	0.79187	0.55969	-0.40649	0.63504	0.10717	rejeté	*
	11 :10 :1	274.74	0.54729	-0.90957	0.053249	0.048287	0.10321	refus	*
	11 :9 :1	56.23	0.99809	0.98471	0.99787	0.82075	0.01038	accepté	0.673
	11 :8 :1	38.37	0.99938	0.95872	0.10062	0.89583	0.00091701	rejeté	*
	11 :7 :1	90.55	0.91087	0.84217	0.4847	0.71848	0.026214	rejeté	*
Juill.	11 :11 :1	0.58	0.99999	1.0	0.99985	0.92725	0.000064044	accepté	0.859
	11 :10 :1	4.26	0.50218	-0.3744	-0.99997	-0.19898	0.095664	refus	*
	11 :9 :1	2.53	0.98435	0.56788	-0.74237	0.59461	0.054013	refus	*
	11 :8 :1	0.55	0.99991	0.83077	1.0	0.92577	0.099971	rejeté	*
	11 :7 :1	1.27	0.85321	0.37878	0.98351	0.80345	0.04472	rejeté	*
	11 :6 :1	0.5	0.91394	0.98197	0.0	0.9128	0.0096035	rejeté	*
Aou.	11 :11 :1	98.96	0.9997	-0.073402	0.48636	0.91587	0.054364	refus	*
	11 :10 :1	379.26	0.73666	0.9688	0.9147	0.64261	0.018903	rejeté	0.412
	11 :9 :1	532.48	1.0	0.94381	0.68389	0.63167	0.061512	rejeté	0.399
	11 :8 :1	564.36	1.0	0.93552	-0.70466	0.62564	0.058151	refus	-
	11 :7 :1	391.44	0.37529	0.30655	0.9968	0.80262	0.0034927	rejeté	0.644
	11 :6 :1	101.74	0.98483	0.28059	0.34406	0.90379	0.044662	accepté	0.816

Tableau III. 10 : Principaux résultats des critères de performance des modèles RNA de prédiction de la pluie mensuelle pour la station de Pont Bouchet.

Mois	Architecture de Modèle de neurone Avec test	Fonction de coût	apprentissage	validation	test	tous	Meilleurs performance validée (BVP) « MSE »	Choix de modèle	Régression Pluies observées prédits (R ²)
		E	R	R	R	R			
Sept.	9 : 9 : 1	269.9	0.70314	0.90526	0.9837	0.79756	0.0094445	rejeté	*
	9 : 8 : 1	58.26	0.98605	0.95781	0.69617	0.96052	0.0061942	accepté	0.922
	9 : 8 : 1	87.25	0.98841	0.69491	0.96253	0.94471	0.024778	rejeté	*
	9 : 7 : 1	288.72	0.91901	0.34796	0.45922	0.79456	0.056478	rejeté	*
	9 : 6 : 1	269.54	0.99425	0.89067	0.09289	0.79832	0.075712	rejeté	*
	9 : 5 : 1	875.78	0.31184	-0.14859	0.34177	0.28083	0.013582	refus	*
Oct.	9 : 9 : 1	384.98	0.98717	0.9206	0.30457	0.91911	0.0080851	rejeté	*
	9 : 8 : 1	262.61	0.95576	0.98856	0.85465	0.9597	0.0015261	rejeté	*
	9 : 8 : 1	91.92	0.99339	0.98705	0.83671	0.97983	0.0026631	accepté	0.960
	9 : 7 : 1	1073.32	0.99737	0.80172	-0.4343	0.74992	0.052467	refus	*
	9 : 6 : 1	598.67	0.93094	0.97374	0.12272	0.8934	0.021066	rejeté	*
	9 : 5 : 1	2007.57	0.7516	-0.54375	-0.15768	0.54539	0.0038143	refus	*
Nov.	9 : 9 : 1	925.7	0.93069	0.90566	0.69921	0.86004	0.037822	rejeté	*
	9 : 8 : 1	2607.08	0.5051	0.60325	0.96392	0.54368	0.10831	rejeté	*
	9 : 7 : 1	787.96	0.98736	0.94631	0.6199	0.88002	0.0093132	accepté	0.774
	9 : 6 : 1	1383.75	0.74544	0.85618	0.85024	0.77366	0.021212	rejeté	*
	9 : 5 : 1	1071.90	0.84202	0.54248	0.78334	0.82633	0.012539	rejeté	*
Dec.	9 : 9 : 1	3630.21	0.27003	0.46263	0.65616	0.3317	0.028417	accepté	0.110
	9 : 8 : 1	3088.69	0.5473	-0.3661	0.83226	0.30486	0.20086	refus	*
	9 : 7 : 1	2809.13	0.49013	0.29105	-0.39615	0.34535	0.083203	refus	*
	9 : 6 : 1	2862.28	0.52379	-0.29356	0.026832	0.41575	0.044572	refus	*
	9 : 5 : 1	2491.45	0.525	0.03096	-0.27931	0.45031	0.071713	refus	*
Jan.	9 : 9 : 1	288.55	0.98855	0.69664	0.78546	0.93915	0.0075578	accepté	0.882
	9 : 8 : 1	459.42	0.99748	0.64257	0.55025	0.90129	0.023685	rejeté	*
	9 : 7 : 1	502.99	0.097044	0.38734	0.93613	0.89235	0.0547	rejeté	*
	9 : 6 : 1	683.32	0.94468	0.81402	0.98802	0.92414	0.040746	rejeté	*
	9 : 5 : 1	371.01	0.98425	0.97404	0.68924	0.91804	0.01296	rejeté	*
Fev.	9 : 9 : 1	667.8	0.90287	0.84495	0.38659	0.84526	0.047667	rejeté	*
	9 : 8 : 1	252.73	0.98649	0.94238	0.94619	0.94272	0.017682	accepté	0.888
	9 : 7 : 1	256.31	0.96774	0.84128	0.90338	0.94024	0.0092585	rejeté	*
	9 : 6 : 1	417.66	0.91659	0.74363	0.90459	0.90416	0.0088608	rejeté	*
	9 : 5 : 1	265.39	0.99534	0.95443	0.94361	0.94538	0.0039608	rejeté	*
Mar.	9 : 9 : 1	91.07	0.99893	0.97584	0.94939	0.97399	0.0038375	accepté	0.948
	9 : 8 : 1	210.5	0.98533	0.93015	0.77734	0.93666	0.0042884	rejeté	*
	9 : 7 : 1	206.18	0.99031	0.98075	0.95869	0.95235	0.0033724	rejeté	*
	9 : 6 : 1	2077.88	0.6976	0.83101	0.98642	0.67008	0.007918	rejeté	*
	9 : 5 : 1	147.72	0.94036	0.97364	0.83598	0.95926	0.005076	rejeté	*
9 : 9 : 1	408.48	0.957	0.77346	0.74304	0.94105	0.013703	rejeté	*	

Avr.	9 : 8 : 1	760.90	0.76644	0.94196	0.915	0.73279	0.043467	rejeté	*
	9 : 7 : 1	894.15	0.99344	0.44971	-0.13184	0.86375	0.015405	refus	*
	9 : 6 : 1	374.36	0.98132	0.99658	0.62857	0.96263	0.0028045	accepté	0.926
	9 : 5 : 1	442.20	0.97869	0.97178	0.61427	0.90999	0.014705	rejeté	*
Ma.	9 : 9 : 1	243	0.77944	0.72121	0.71149	0.75221	0.024313	rejeté	0.565
	9 : 8 : 1	119.24	0.89673	0.38395	0.939	0.88938	0.021424	accepté	0.791
	9 : 7 : 1	269.26	0.69031	0.9749	0.78176	0.73976	0.0037977	rejeté	0.547
	9 : 6 : 1	232.27	0.86681	0.86986	0.24244	0.78452	0.023909	rejeté	0.615
	9 : 5 : 1	126.39	0.96798	0.93674	-0.06131	0.88124	0.0083464	refus	*
Jui.	9 : 9 : 1	292.75	0.80508	0.41634	0.97662	0.72479	0.046515	accepté	0.004
	9 : 8 : 1	356.95	0.67133	0.93812	0.3704	0.3704	0.052221	rejeté	0.012
	9 : 7 : 1	261.48	0.81655	0.87579	-0.43322	0.66742	0.019916	refus	*
	9 : 6 : 1	301.52	0.37123	0.17715	-0.26009	0.35692	0.020508	refus	*
	9 : 5 : 1	313.34	0.81213	-0.37369	0.91171	0.74686	0.024187	refus	*
Juill.	9 : 9 : 1	7.21	0.90437	0.40445	0.63818	0.70986	0.0038609	rejeté	0.503
	9 : 8 : 1	11.34	0.92031	0.10729	-0.025928	0.41516	0.08158	refus	-
	9 : 7 : 1	6.53	0.81168	0.34539	-0.63283	0.7279	0.0012828	refus	-
	9 : 6 : 1	5.5	0.99533	0.94506	0.29781	0.80699	0.0020594	accepté	0.651
	9 : 5 : 1	14.47	0.388892	0.99465	-0.43403	0.33729	0.0017119	refus	*
Aou.	9 : 9 : 1	9.38	0.99995	0.75431	0.93514	0.97172	0.00067315	rejeté	*
	9 : 8 : 1	14.19	0.99801	0.96132	0.74541	0.96575	0.028189	rejeté	*
	9 : 7 : 1	4.77	0.98738	0.67321	0.99989	0.98614	0.004196	accepté	0.972
	9 : 6 : 1	5.21	0.99948	0.86351	0.32083	0.98388	0.0038028	rejeté	*
	9 : 5 : 1	33.77	0.099998	0.93321	0.72871	0.89458	0.00047013	rejeté	*

Tableau III. 11 : Principaux résultats des critères de performance des modèles RNA de prédiction de la pluie mensuelle pour la station de Bordj Sabath.

Mois	Architecture de Modèle de neurone Avec test	Fonction de coût	apprentissage	validation	test	tous	Meilleurs performance validée (BVP) « MSE »	Choix de modèle	Régression Pluies observées prédits (R^2)
		E	R	R	R	R			
Sept.	8 : 8 : 1	547.83	0.73279	0.9587	-0.55621	0.65248	0.014437	refus	*
	8 : 7 : 1	182.52	0.99945	0.59999	0.9554	0.87134	0.07879	accepté	0.759
	8 : 6 : 1	1062.0	-0.011775	0.049427	-0.32162	-0.025472	0.024214	refus	*
	8 : 5 : 1	354.03	0.97823	0.93881	0.56642	0.81527	0.11574	rejeté	*
Oct.	8 : 8 : 1	4.35	0.98367	0.99608	0.93122	0.96614	0.00088002	accepté	0.992
	8 : 7 : 1	99.86	0.99795	0.90029	0.52854	0.90048	0.026516	rejeté	*
	8 : 6 : 1	38.91	1.0	0.98278	0.27401	0.96126	0.010272	rejeté	*
Nov.	8 : 5 : 1	65.81	0.97456	0.77123	0.65558	0.94347	0.0033897	rejeté	*
	8 : 8 : 1	733.76	1.0	0.98264	0.72978	0.91534	0.016345	rejeté	*
	8 : 7 : 1	399.82	0.99969	0.89558	0.95926	0.9459	0.046869	accepté	0.894
	8 : 6 : 1	2997.9	0.57061	0.042527	0.13241	0.37416	0.16739	rejeté	*
	8 : 5 : 1	1629.84	0.99475	0.82783	-0.14271	0.7655	0.0078858	refus	*

Dec.	8 : 8 : 1	791.98	0.99999	0.99905	0.40348	0.92375	0.014782	accepté	0.853
	8 : 7 : 1	8075.47	-0.11554	-0.97395	0.87706	-0.062264	0.02923	refus	*
	8 : 6 : 1	1127.43	0.99998	0.94493	0.49258	0.90607	0.0048901	rejeté	*
	8 : 5 : 1	985.57	0.98622	0.74664	0.22954	0.91057	0.017903	rejeté	*
Jan.	8 : 8 : 1	2728.02	0.99678	0.31362	0.81171	0.65818	0.17835	rejeté	*
	8 : 7 : 1	2245.43	0.9692	0.68805	0.46141	0.77035	0.038862	rejeté	*
	8 : 6 : 1	1487.72	0.96556	0.84443	0.91129	0.8491	0.011504	accepté	0.721
	8 : 5 : 1	4849.10	0.99999	0.49133	-0.018065	0.68435	0.15576	refus	*
Fev.	8 : 8 : 1	922.3	0.99466	0.77634	0.36748	0.79089	0.068304	accepté	0.625
	8 : 7 : 1	555.26	0.99998	0.78706	0.98176	0.91637	0.02185	rejeté	*
	8 : 6 : 1	2174.06	0.99162	0.59791	0.46432	0.62022	0.048081	rejeté	*
	8 : 5 : 1	1960.1	0.04809	0.11973	0.72208	0.46482	0.027498	rejeté	*
Mar.	8 : 8 : 1	402.26	0.99852	0.95845	0.79786	0.92107	0.00071886	accepté	0.848
	8 : 7 : 1	673.08	0.99981	0.83267	0.96791	0.85212	0.018369	rejeté	*
	8 : 6 : 1	1504.44	0.98883	-0.23169	-0.25377	0.70149	0.0094873	refus	*
	8 : 5 : 1	1133.44	0.86836	0.6029	0.82433	0.77983	0.011829	rejeté	*
Av.	8 : 8 : 1	259.02	0.99962	0.92447	0.37424	0.85994	0.0093586	accepté	0.739
	8 : 7 : 1	583.23	0.81365	0.1843	-0.47192	0.46569	0.43005	refus	*
	8 : 6 : 1	731.91	0.99422	0.1505	-0.76618	0.56318	0.086714	refus	*
	8 : 5 : 1	453.45	0.92349	0.75228	0.56174	0.72373	0.013204	rejeté	*
Ma.	8 : 8 : 1	734.19	0.62232	0.98642	0.44228	0.67968	0.013024	rejeté	*
	8 : 7 : 1	553.19	0.99999	0.9018	0.30564	0.77625	0.024522	rejeté	*
	8 : 6 : 1	973.34	0.57803	-0.5459	0.81236	0.34412	0.098852	refus	*
	8 : 5 : 1	114.04	0.99987	0.99983	0.41391	0.95029	0.00056907	accepté	0.903
Jui.	8 : 8 : 1	142.77	0.89405	0.11827	0.95998	0.82436	0.0081225	rejeté	*
	8 : 7 : 1	50.50	0.99857	0.97486	0.818222	0.94633	0.006837	accepté	0.895
	8 : 6 : 1	263.56	0.74254	0.93706	0.61059	0.68273	0.0097198	rejeté	*
	8 : 5 : 1	59.00	0.9594	0.99951	0.88776	0.93056	0.02617	rejeté	*
Juil.	8 : 8 : 1	2.41	0.99999	0.9508	0.99099	0.98244	0.0047685	accepté	0.965
	8 : 7 : 1	5.06	0.98332	0.8669	0.84284	0.94135	0.015386	rejeté	*
	8 : 6 : 1	13.66	0.99998	0.99992	0.55599	0.86776	0.00083493	rejeté	*
	8 : 5 : 1	1.04	0.98686	0.99634	0.99471	0.98842	0.0014141	rejeté	*
Aou.	8 : 8 : 1	51.95	0.90189	0.92664	-0.35467	0.81084	0.014124	refus	*
	8 : 7 : 1	38.86	1.0	1.0	0.4463	0.7961	0.000023703	rejeté	*
	8 : 6 : 1	4.71	0.99989	0.94661	0.92933	0.98019	0.049005	accepté	0.960
	8 : 5 : 1	48.43	0.99758	0.46602	0.98601	0.75624	0.13369	rejeté	*
	8 : 4 : 1	77.42	0.71547	0.48841	-0.59964	0.62982	0.049005	refus	*

Architecture de modèle en gars dans le tableau indique le modèles optimales mensuel.

Accepté : accepter le modèle.

Refus : modèle refusé pour des raisons de coefficient de régression soit négatif.

Rejeté : modèle rejeté pour des raisons que les coefficients de régressions soient faibles.

III.12 Interprétation des résultats

Le choix de modèle est adapté à chaque station, pour chaque mois, est basé pratiquement sur une valeur minimale de la fonction du coût et d'apprentissage. Ce choix est accepté de façon à décroître cette fonction. On outre, les coefficients de régressions pour le test, validation et tous ont des valeurs fortes. Dans ce cas, on peut introduire en jeu, le coefficient de corrélation entre les valeurs observées et valeurs prédites. Toute fois, on rejette les modèles qui ont des valeurs des coefficients de régression négatives, car les variables aléatoires étudiés ont des valeurs nettement positives. L'apprentissage du réseau a été effectué pour chaque mois, de façon que la moyenne des carrés des erreurs (MSE) soit essentiellement minimale.

Nous avons indiqué sur les tableaux III. 6, 7, 8 et 9 les modèles de prédiction optimales de chaque station et pour chaque mois indépendamment. Nous pouvons remarquer des pics sur la fonction du coût qui sont enregistrés sur les stations de Guelma, Bouhadjar, Pont Bouchet et Bordj Sabath respectivement sur le mois Juin par 3098.95, sur le mois d'Octobre par 4961.07, sur le mois de Décembre par 3630.21 et sur le mois Janvier par 1487.72, une attention très particulière sur la valeur minimale de la fonction du coût est enregistrée sur le mois de Juillet dans toutes les stations, ceci est due à la période estivale qui se traduit par des faibles intensités des pluies durant ce mois.

Quelque particularité sur ses résultats est que le coefficient de détermination entre les pluies prédites et observées à atteint 0.992 au mois d'Aout de la station de Guelma avec le modèle 8 :8 :1 , 0.971 avec le modèle 9 :9 :1 durant le même mois pour la station de Pont Bouchet et 0.991 pour le mois de Mars à la station de Bouhadjar avec un modèle de prédiction 11 :6 :1.

D'autre coté, toutes possibilités et tests d'adaptation de modèle des pluies mensuelles durant les mois de Décembre et Juin pour la station de Pont Bouchet et le mois d'Octobre pour la station pluviométrique de Bouhadjar indiquent des valeurs des coefficients de détermination nettement très faibles (0.117) cas du mois d'octobre de la station de Bouhadjar, 0.11 cas du mois de Décembre et 0.004 cas du mois de Juin pour la station de Pont Bouchet. Ces résultats ouvre cinq perspectives : premièrement, sur le choix d'une autre technique de prédiction des pluies sur ses trois mois hors l'utilité de la technique des réseaux de neurone. Deuxièmement, une modification de la fonction de transfère au lieu de la fonction sigmoïdale (équation III.3) dans le processus de prédiction avec les réseaux de neurones. Troisièmement, d'autres facteurs externes entrent en jeu dans la modélisation des pluies mensuelles sur ses trois mois pour les deux stations tels que les gaz à effet de serre (forçage anthropique). Quatrièmement, cette perturbation liée fortement aux phénomènes d'El Nino ⁽¹⁴⁾.

⁽¹⁴⁾ El Nino : est un mode de variabilité climatiques, désignait un courant côtier chaud pendant une période allant de deux à sept ans. Ce courant chaud persistait plusieurs mois.

La dernière hypothèse, sur ce point, est l'intervention des mouvements saisonniers de l'équateur météorologique (ZCIT) qui engendrent une instabilité sur les séries des pluies en quelques mois de l'année, en suite une impossibilité de modéliser les pluies sur ses mois cités.

Toutes ces hypothèses ont pour but de trouver un modèle bien précis et d'améliorer leurs performances. Les deux mois de Février et Mai de la station pluviométrique de Bouhadjar ont des valeurs de coefficient de détermination entre pluies prédites et observées respectivement (0.493 et 0.427) sont assez fortes. Nous acceptons ces deux modèles de prédiction mais avec quelques réserves.

Le scénario (tendance) des précipitations sélectionné dans ce chapitre, représente le passé récent qui sert de base de comparaison avec la réalité, avéré adéquat dans sa grande partie et touche une grande mensualité pour des raisons d'une bonne optimisation avec les modèles qu'on a déjà choisis avec la technique des réseaux de neurones artificiels.

Au même contexte, les scénarios adoptés pour chaque mois des stations synoptiques, ont permis de les maintenir. Il est suggéré de les explorer pour trouver le scénario présent et la proposition de l'avenir.

L'indisponibilité des données actuelles, reste un obstacle majeur pour l'acquisition d'une meilleure validation et une grande consistance aux scénarios actuels adoptés avec les variables entrants en jeu pour prendre l'appellation d'un « scénario- type ».

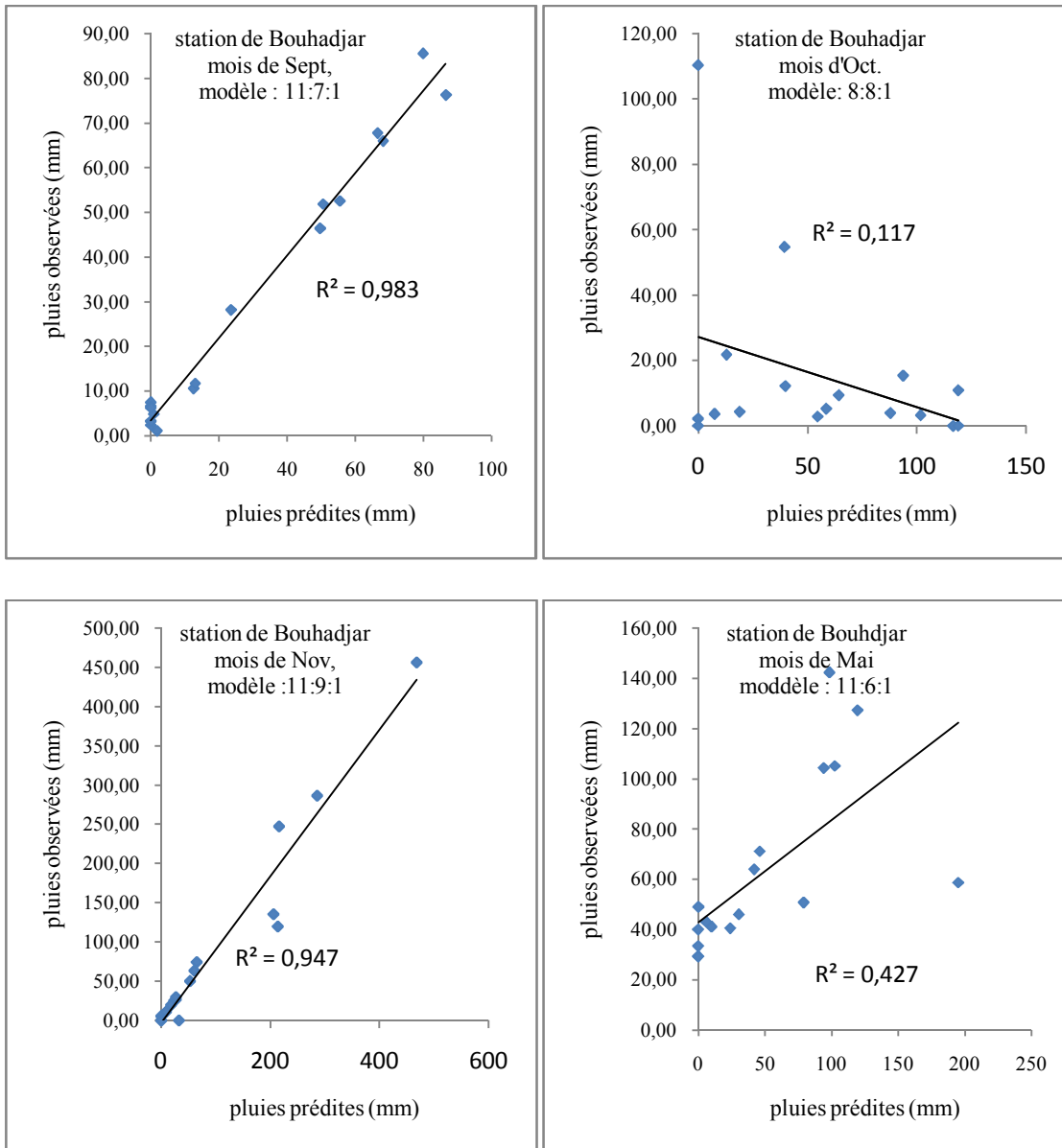
Les pluies simulées par les modèles acceptés avec les réseaux de neurones artificiels, ont les mêmes tendances à la hausse ou à la baisse avec les pluies observées.

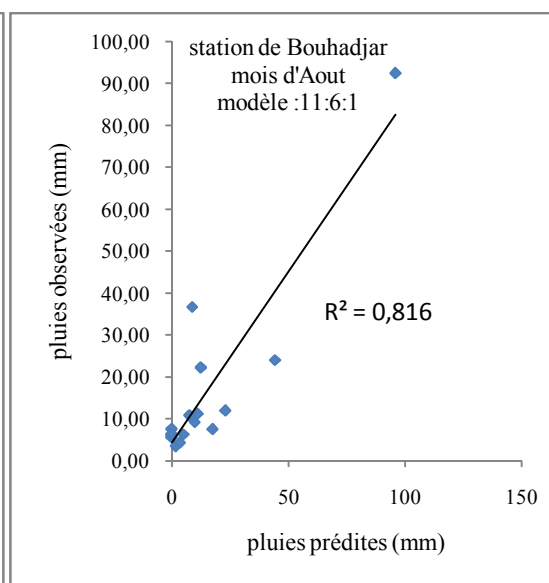
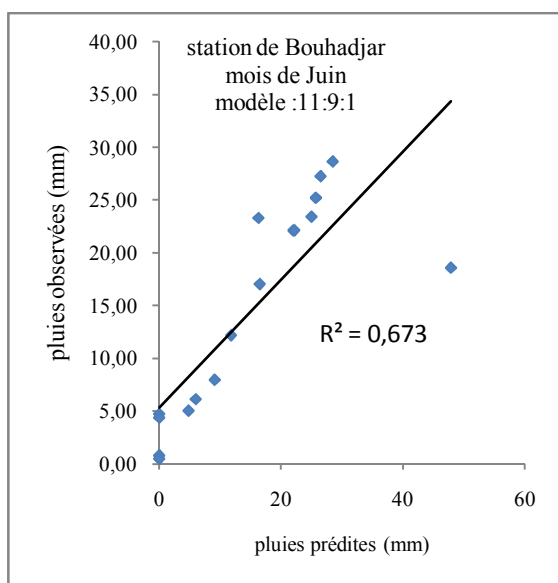
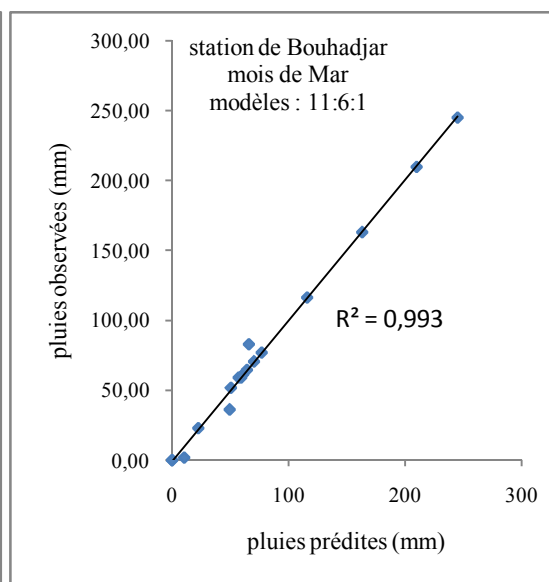
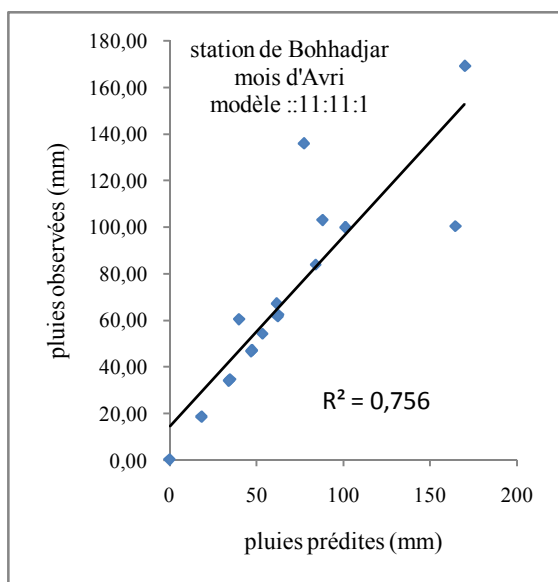
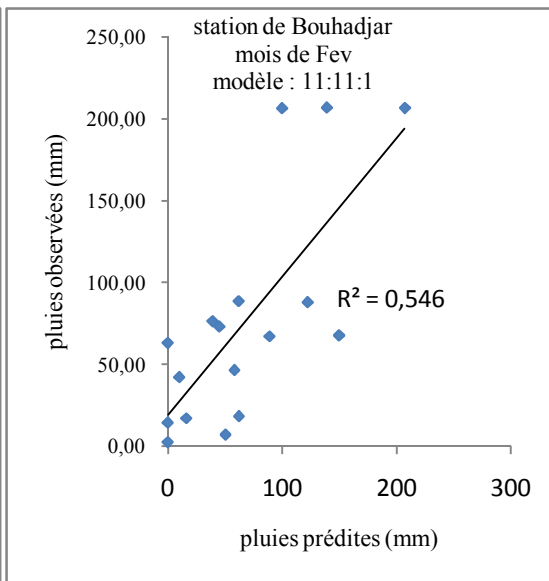
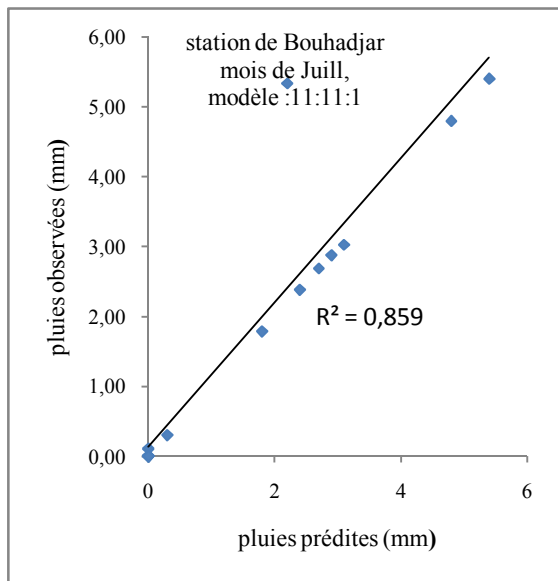
Aucun jugement particulier apporté à la qualité des scénarios réalisés sur ce chapitre, à l'exception d'une faiblesse force motrice (variables d'entrées) d'ensemble des paramètres entrants en jeu ; par exemple la concentration des gaz à effet de serre, effets anthropiques et milieu environnant qui peuvent perturber le climat. Ces paramètres menés les résultats à une étude de comparaison (désagrégation) avec le scénario élaboré par GIEC du modèle de circulation général (MCG).

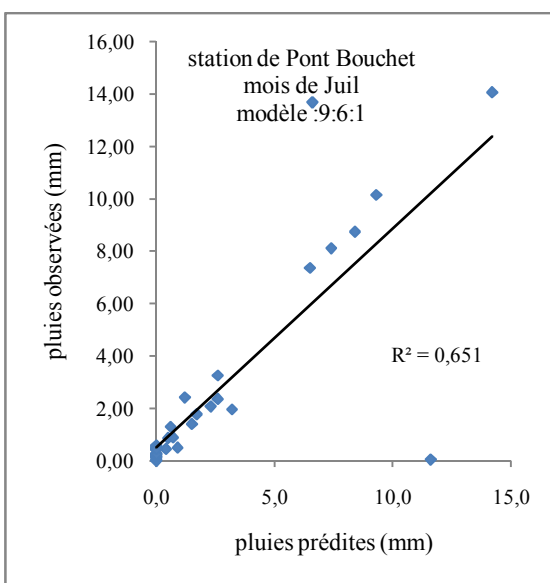
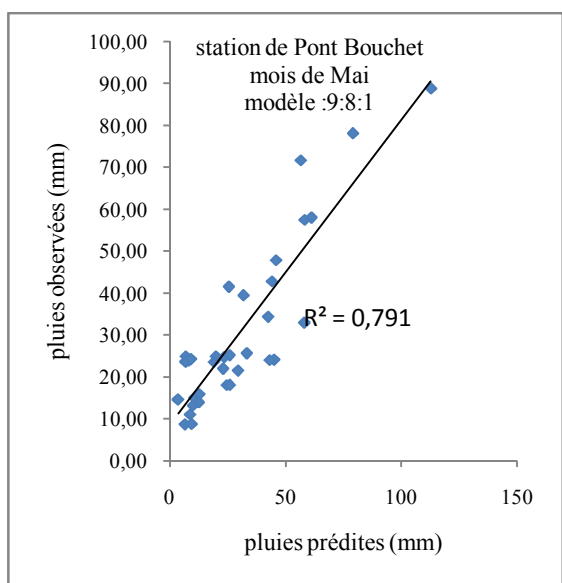
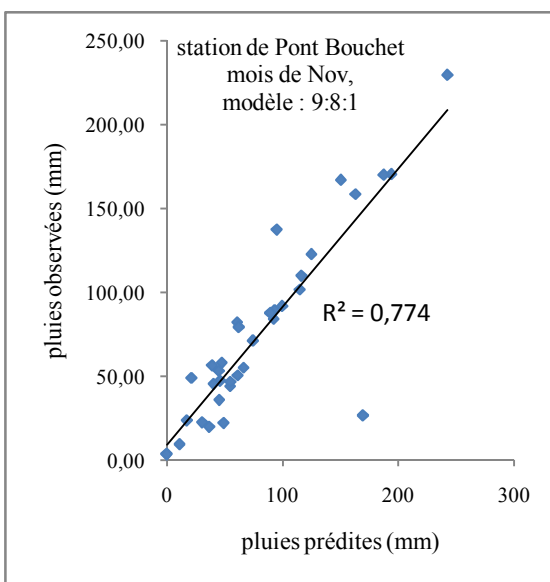
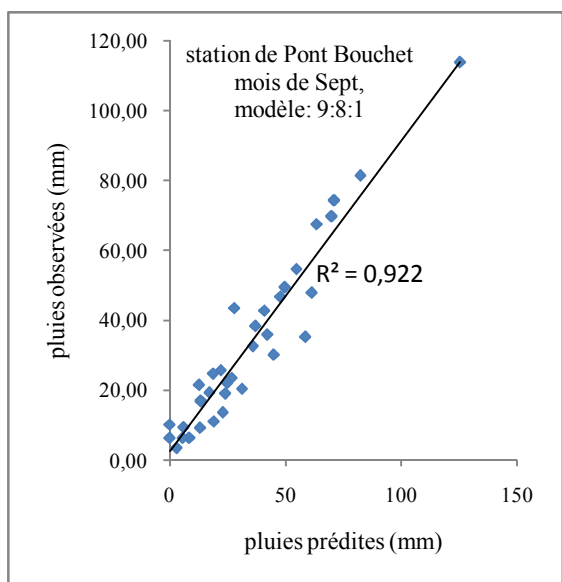
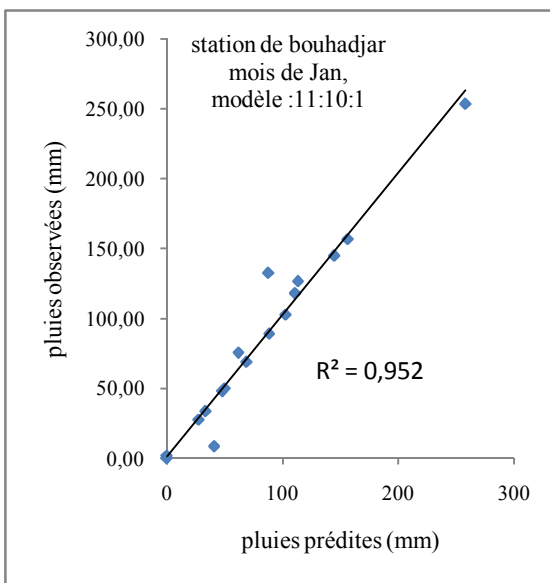
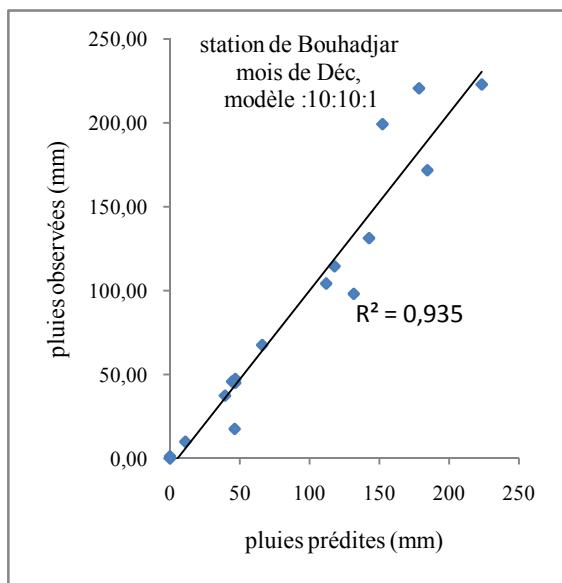
Une quête approfondie pour récupérer quelques données sur la qualité de l'air et indicateurs de la pollution atmosphérique pour une bonne structuration et formulation des modèles, cela complique rudement la tâche des modélisateurs. Pratiquement, on n'a pas réussi à ce stade, pour des raisons d'un faible réseau de surveillance de la qualité de l'air sur tout le territoire Algérien et particulièrement en zone d'étude.

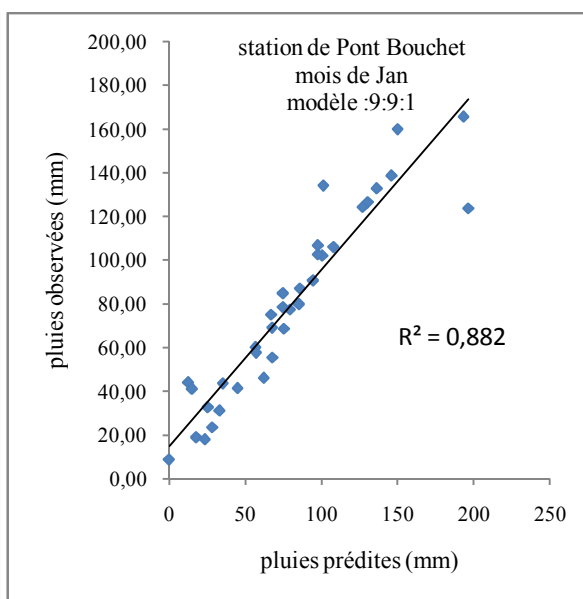
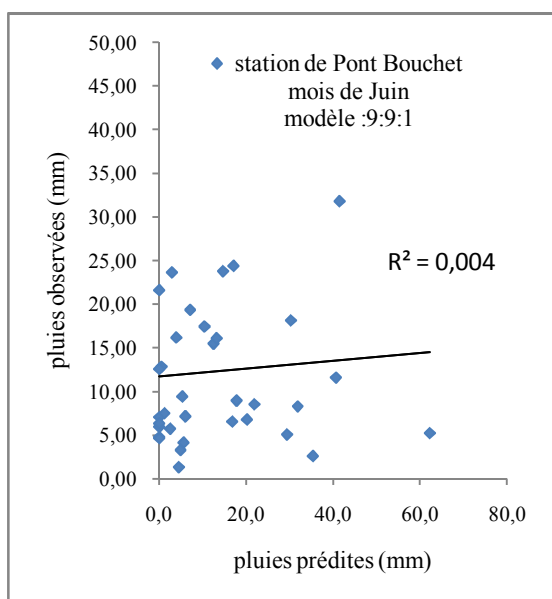
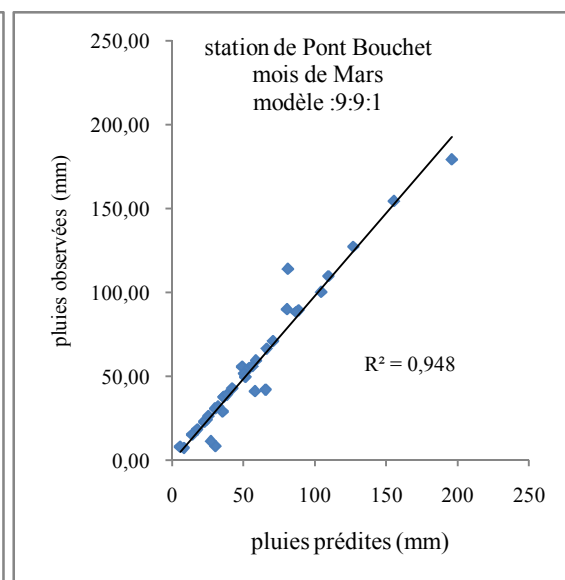
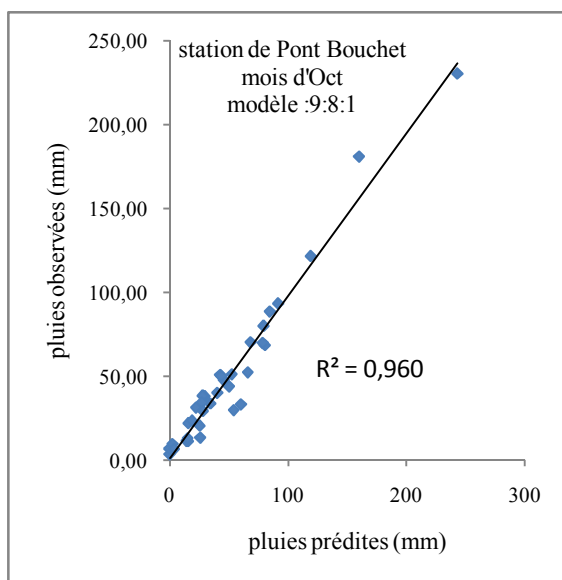
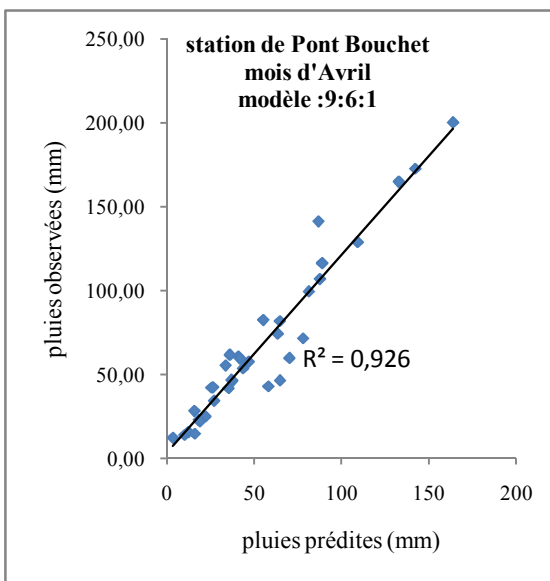
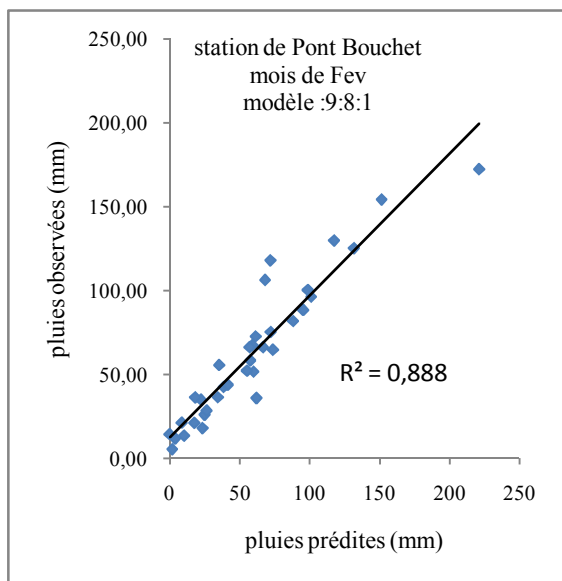
Les résultats des coefficients de régressions entre pluies observées et prédites pour les stations représentatives du bassin versant de la Seybouse sont représentés dans les figures III. 3.

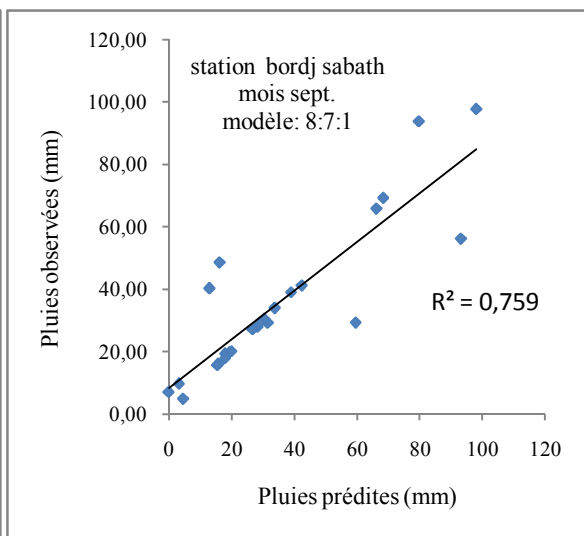
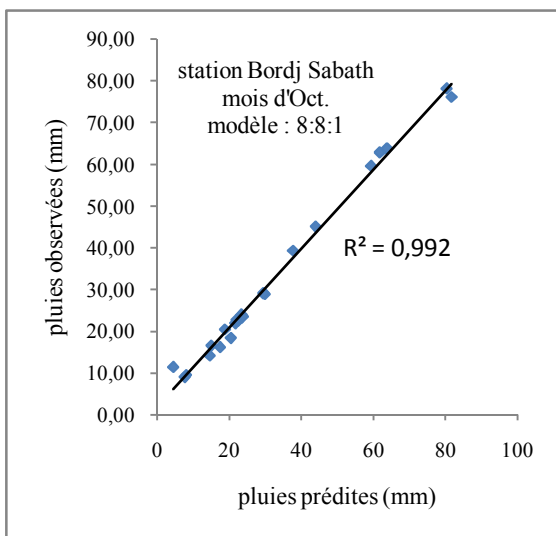
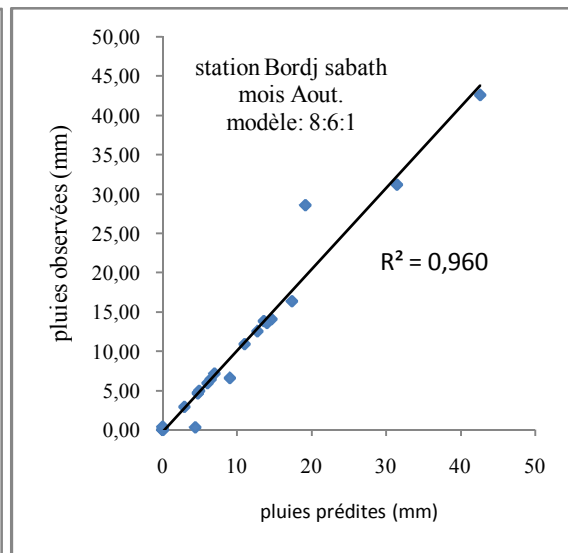
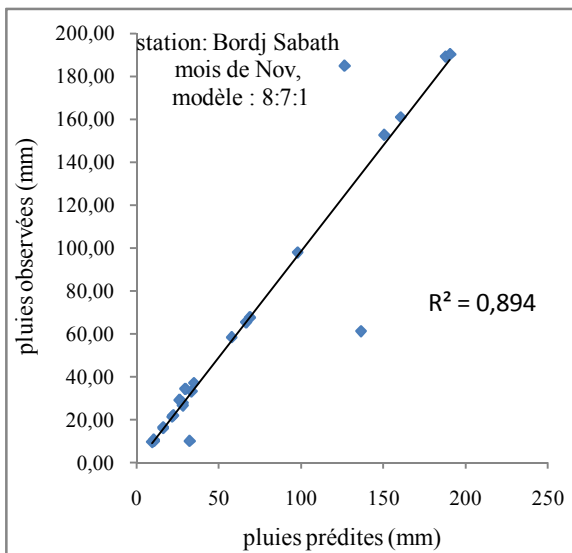
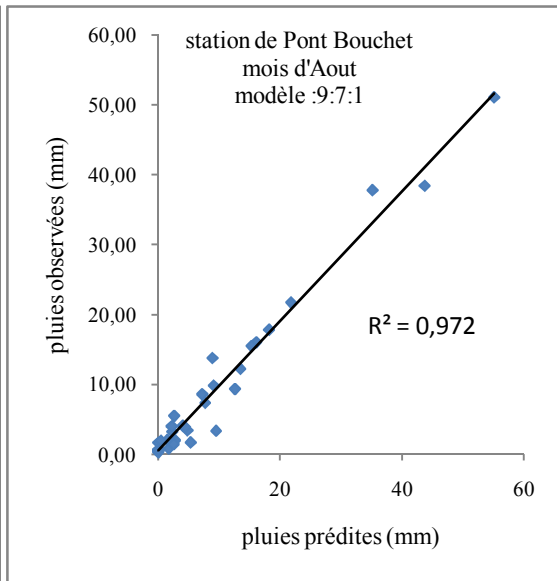
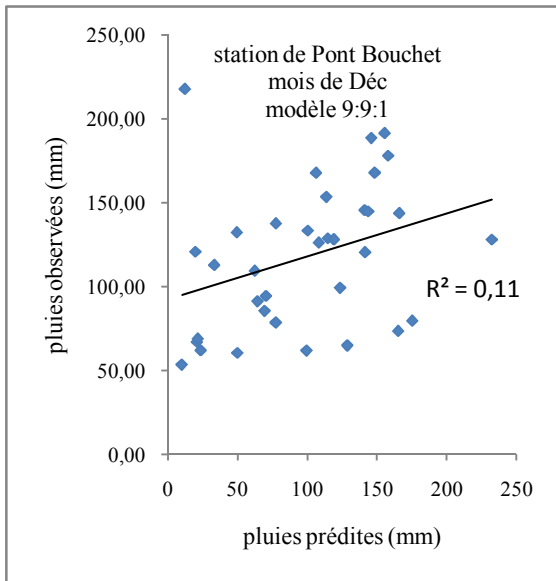
Figure III. 3 : Régressions entre pluies mensuelles observées et prédites des modèles adaptés pour les stations représentatives (Bouhadjar, Pont Bouchet, Guelma et Bordj Sabath) du bassin versant de la Seybouse.

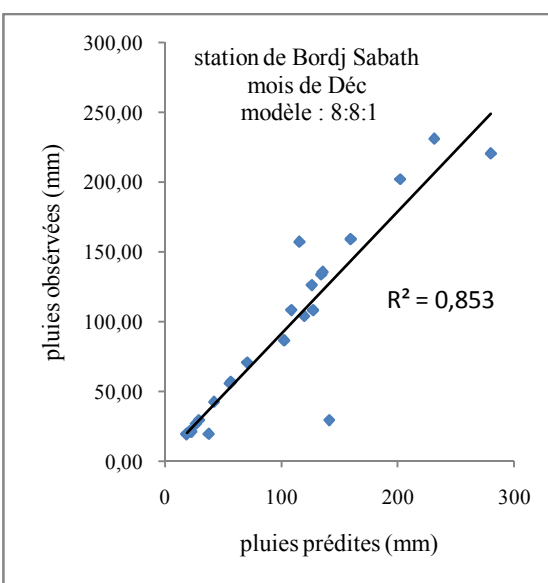
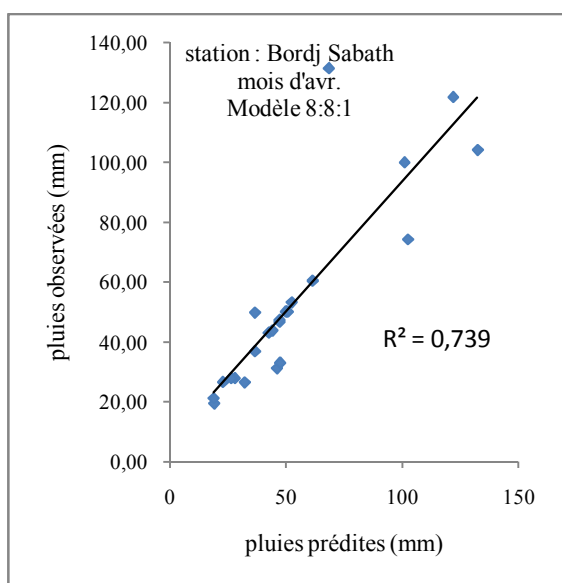
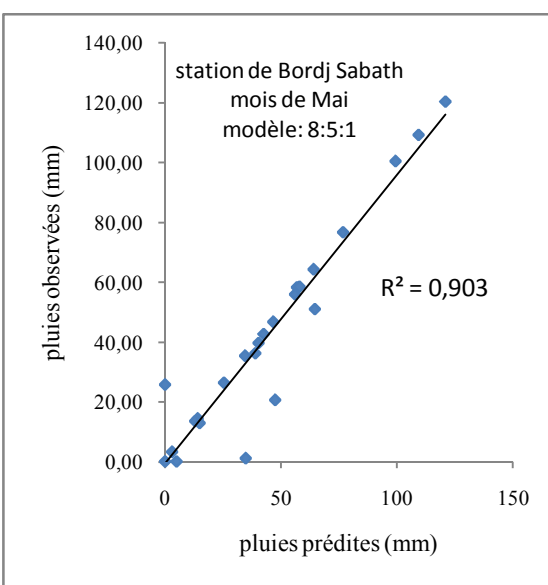
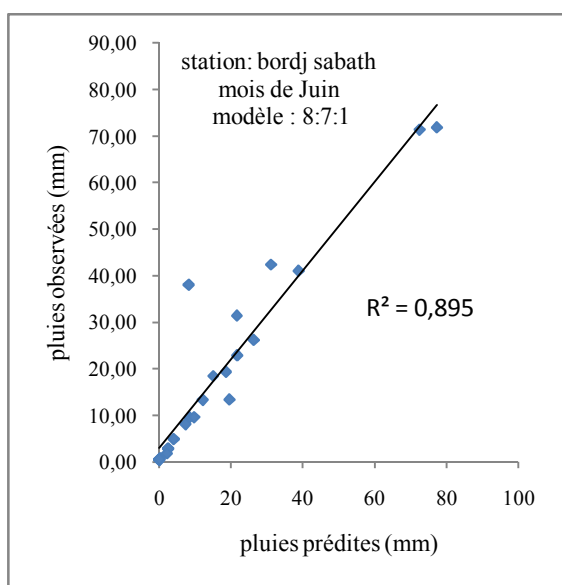
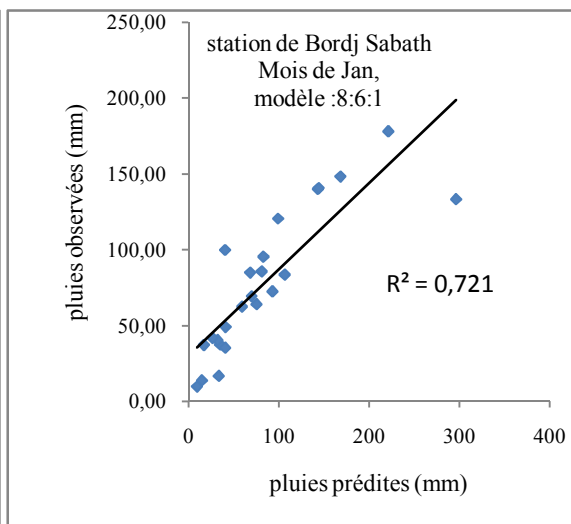
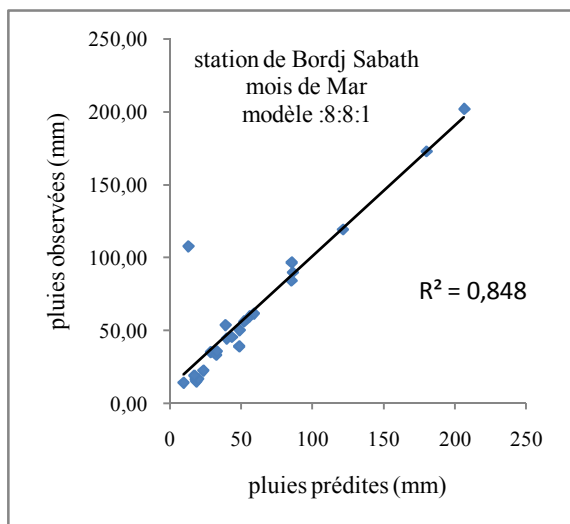


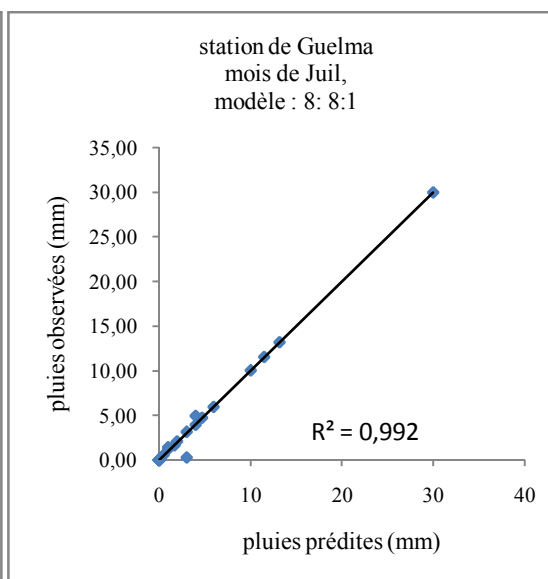
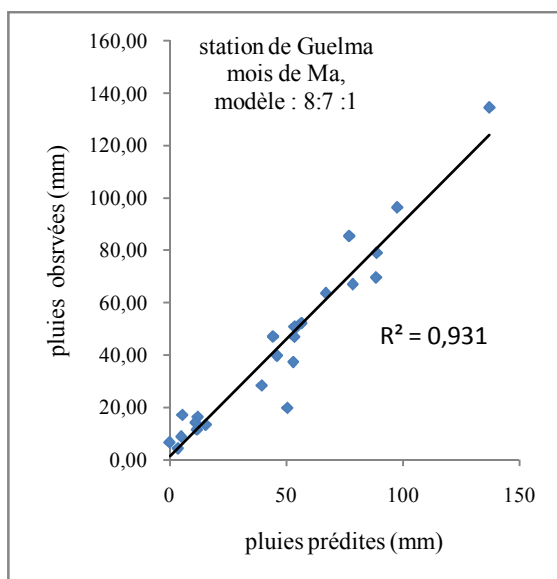
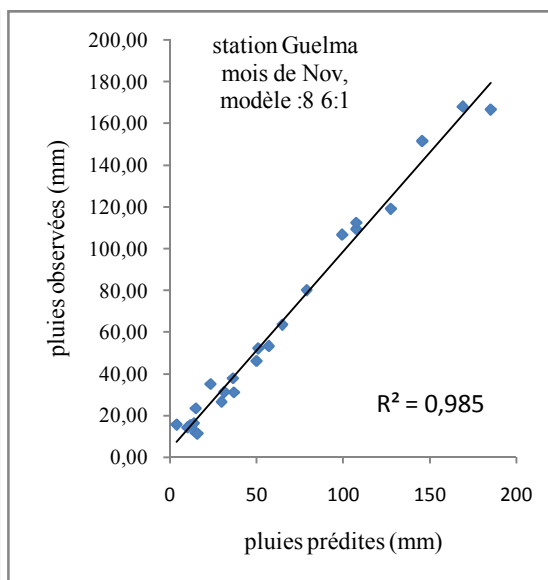
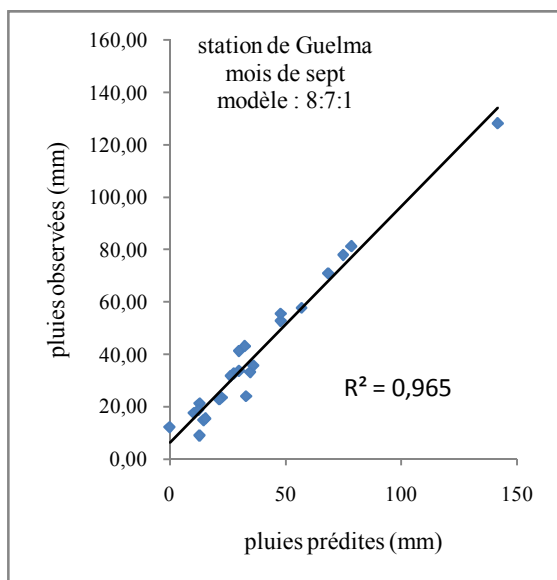
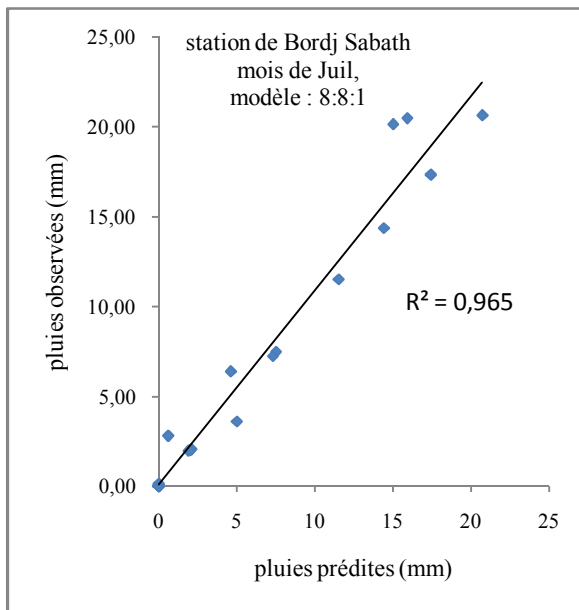
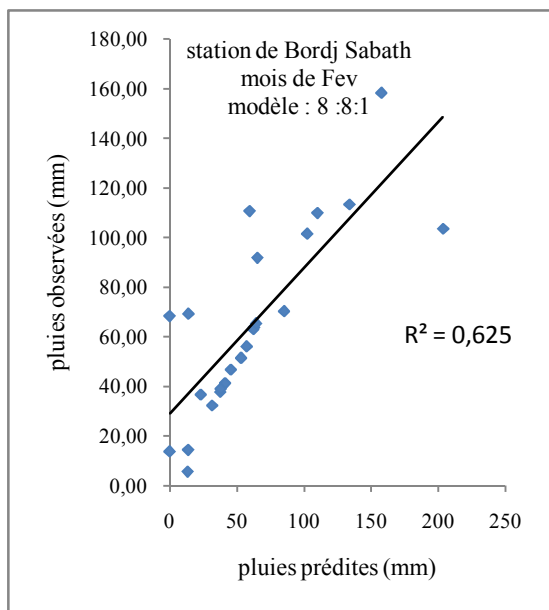


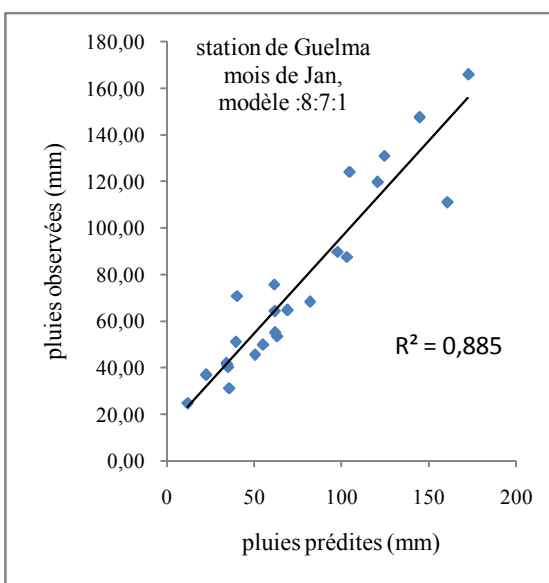
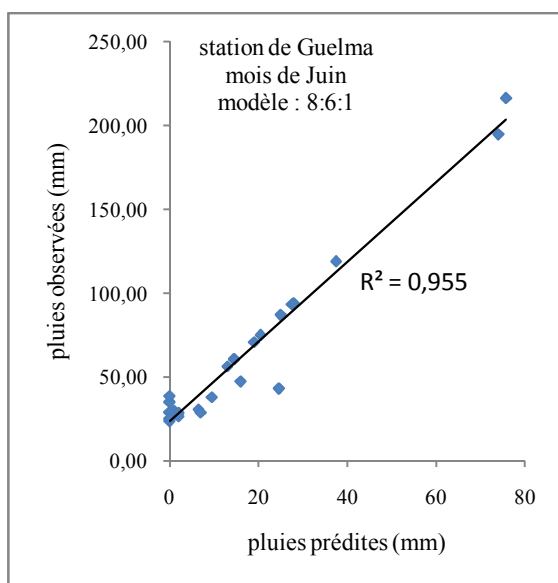
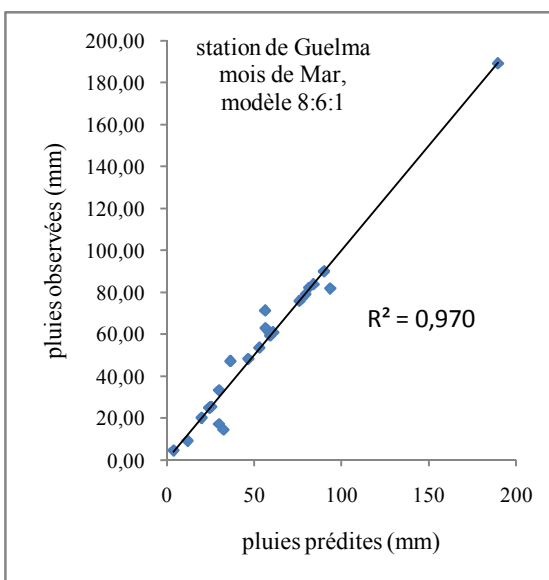
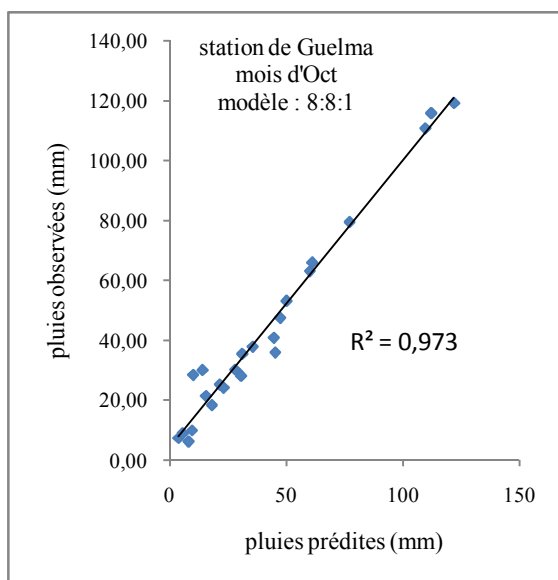
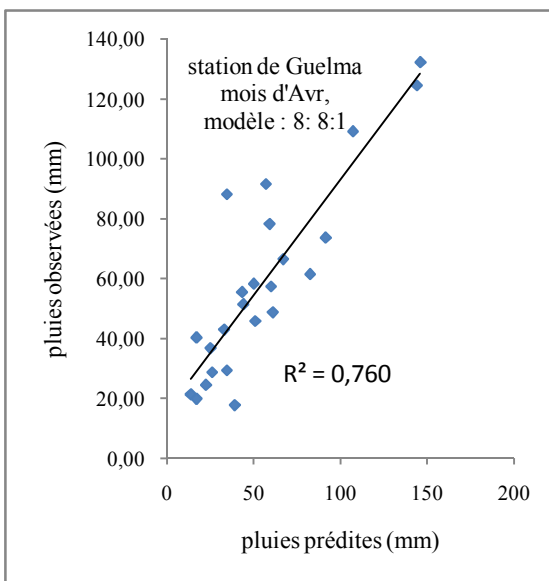
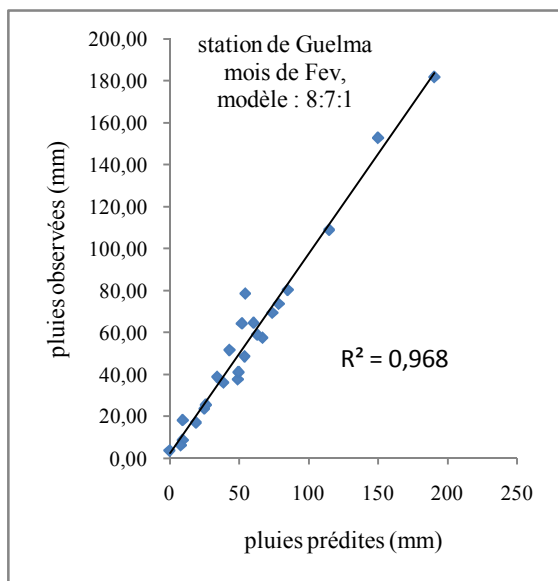


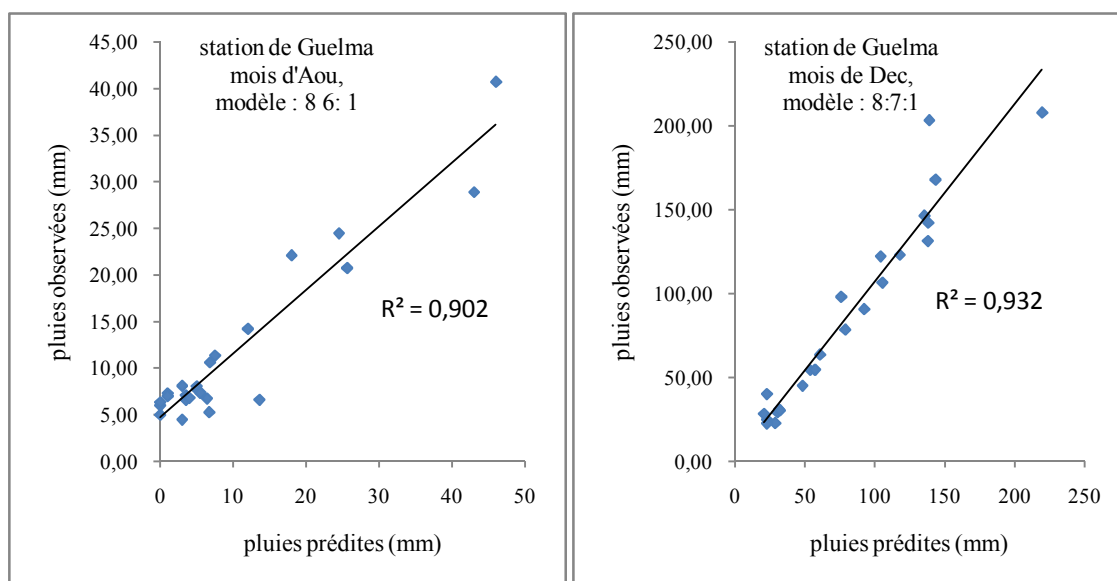












Conclusion

Les modèles construits paraissent capables à une forte probabilité de bien prédire les pluies mensuelles au niveau des deux stations pluviométriques de Guelma et Bordj Sabath pour des raisons que les résultats sont très satisfaisants et les valeurs des coefficients de déterminations entre pluies observées et prédites sont très élevées et joyeux. Ces résultats justifient et encouragent la communauté scientifique, technique et professionnelle au recours au réseau de neurone pour la prédiction des pluies sur le bassin versant de la Seybouse dans la zone couverte par ses stations. Ces résultats montrent aussi l'intérêt de la méthode de réseaux de neurones dans la prévision des pluies mensuelles du bassin versant pour faire face aux phénomènes catastrophiques liés aux pluies.

Par contre, les modèles de prédictions mensuels construits par les stations de Pont Bouchet et Bouhadjar sont même acceptables à 100% à l'exception de refus des modèles de prédictions pour les deux mois de Décembre et Juin de la première station et le mois d'octobre de la deuxième station. Quelques réserves sont signalées sur les deux modèles pour les deux mois de Février et Mai de la même station.

Grosso modo la méthodologie de modélisation avec les réseaux de neurones artificiels a donné des résultats tout à fait significatifs pour le bassin versant de la Seybouse.

CONCLUSION GENERALE

L'étude de la pluviométrie en milieu semi aride est souvent confrontée aux problématiques liées aux contextes climatiques. En effet, le contexte semi aride est caractérisé par une forte variabilité de la pluie.

Nous avons caractérisé la variabilité spatio-temporelle de la pluie par certains coefficients et indicateurs statistiques, qui ont permis de déterminer l'étage climatique de la région.

Pour mener à l'étude, l'analyse et de la prédiction d'un paramètre climatique particulièrement pluviométrique, certaines démarches, considérations et conditions sont imposées ; soient dans l'observation du réseau hydrographique, la taille des séries étudiées, tests de conformité, d'adéquation.

Pour réaliser ce travail et modéliser les paramètres climatiques, un ensemble de logiciel ont été utilisés.

L'analyse spatiale des précipitations dans le bassin-versant de 1946 à 2010 montre que le modèle Gaussien est le mieux adapté pour caractériser les pluies interannuelles de bassin versant à cause de faible erreur type, l'erreur types de modèle Gaussien est 6368,67394.

L'analyse de variabilité temporelle des pluies sur le bassin versant de la Seybouse a mis en face l'hypothèse de l'expansion de la partie Nord de la zone de convergence intertropicale (ZCIT) qui s'est traduit par l'instabilité des pluies pluri annuelles de bassin.

La modélisation des pluies mensuelles par les réseaux de neurones artificiels, indique des modèles optimales, avec un grand nombre de station qui sont traitées indépendamment. Il s'avère un outil bien adapté. L'application du modèle des réseaux de neurones artificiels permet d'obtenir des bonnes prévisions des pluies. Ce qui explique la haute performance des modèle dans un climat semi-aride à aride.

Le choix judicieux du vecteur d'entrée et de la taille du réseau (ou nombre total de couches et de neurones dans la couche cachée du réseau) constituent des étapes difficiles dans la définition de l'architecture d'un RNA.

Nous pouvons retirer quelques remarques sur les pics de la fonction du coût qui sont enregistrés sur les stations de Guelma, Bouhadjar, Pont Bouchet et Bordj Sabath respectivement sur le mois Juin par 3098.95, sur le mois d'Octobre par 4961.07, sur le mois de Décembre par 3630.21 et sur le mois Janvier par 1487.72, une attention très particulière sur la valeur minimale de la fonction du coût est enregistrée sur le mois de Juillet dans tous les stations, ceci est due à la période estivale qui se traduit par des faibles intensités des pluies durant ce mois.

Enfin, il faut signaler que, ces approches et résultats, doivent prendre en compte les intérêts de tous les acteurs publics et privés pour une mesure de gestion rationnelle des besoins en eau et l'ensemble des aménagements du ce bassin.

PERSPECTIVES

Notre propos est dégagé des réponses claires sur l'ensemble des hypothèses susvisées en résultats, qui représentent une cible de grande intérêt aux travaux postérieurs, pour élargir, mener et laisser aux hydrologues une base de données vaste sur la variabilité de climat de la zone étudiée. Pour poursuivre cette démarche, on va identifier l'impact de cette variabilité sur les ressources en eau souterraine avec les indicateurs connus tel que l'évapotranspiration et le tarissement.

D'autre axe de travail pour avéré encore fois les résultats obtenus avec le test de celle qui seront récupérés à partir du modèle de circulation général (MCG) et la technique de désagrégation. Cette dernière démarche, reste un travail très difficile à réaliser avec les moyens disponibles actuellement pour mieux pencher à une optimisation de la modélisation de climat.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] A.ANSER., 4- 2002. Guide pratique pour l'utilisation des indices et coefficients climatiques, édition 1.02.5312 Alger- Algérie office des publications universitaire, édition 1.02.5312.
- [2] AASANI A.A., BUFFAN-BULLENGER T et ROY A. T., 2002. Analyse d'impact d'un barrage sur le régime hydrologique de la rivière Matawin Québec, revue des sciences de l'eau, 15(2), 557- 574.
- [3] Abderrahmane Yagouti ET Al., Janvier 2006. Projet MENV-7 : homogénéisation des séries des températures et analyse de la variabilité spatio- temporelle de ces séries au Québec, rapport n°4, 154p.
- [4] Abd Elwahab Sari Ahmed., 2002. initiation à l'hydrologie de surface, office des publications universitaires
- [5] Alain GOUARD., Martine TABBEAUD., 2004, les climats mécanisme, variabilité, répartition, 3^{ème} édition, ARMAND COLIN, ISBN : 2-200-26727-4.
- [6] AMOUSSOU E., .CAMBERLIN P., BOKO M et ET JOCELYNE P., 2009. Impact de la variabilité climatique sur les apports liquides dans la basse vallée du mono (Benin, Afrique de l'ouest), Geographia Technica, Numéro spécial, 35-40.
- [7] Atelier ETCCDI., 19-23 octobre 2009. Homogénéisation des données climatiques régionales et détermination d'indices de changement climatique, Projet de Renforcement des capacités de la COI et des pays de la COI dans le domaine de l'adaptation au changement climatique (ACClimgate) service météorologique Mauricien, 12p.
- [8] Aurélien RIBES. , 11 septembre 2009. Détection statistique des changements climatiques, thèse de doctorat de l'université de Toulouse III, 154p.
- [9] AZZEDINE GHACHI., 1987, le bassin de la Seybouse hydrologie et utilisation de la ressource en eau en Algérie, office des publications universitaires Alger,507p.
- [10] BAKRETI A., BRAUD I., LEBLOIS E et BENALI A., 2013. Analyse conjointe des régimes pluviométriques et hydrologiques dans le bassin de la Tafna Algérie Occidentale, Hydrological Sciences Journal 58 (1), 133-151.
- [11] BERNARD Fantaine, PASCAL Roucou et al., octobre 2012. Variabilité pluviométrique, changement climatique et régionalisation en région de mousson Africaine, la météorologie- spatial AMMA, p 41- 48.
- [12] BERNARD GRAIS., 1992. Méthodes statistiques, 3^{ème} édition DUNOD, Paris, ISBN 2100012649.
- [13] Bi Tié Goula., Issiaka Savane et al., mai 2006. Impact de la variabilité climatique sur les ressources hydriques des bassins de N'ZO et N'ZI en cote d'IVOIRE (Afrique tropicale Humide), vertigo –la revue en science de l'environnement, vol 7 n 01, mai 2006.
- [14] BOUANANI A., 2001. Transport solide et modélisation étude de quelques sous bassins de la Tafna NW – Algérie, Thèse de Doctorat d'état en Géologie appliqué Université Abou Bekr Belkaid Tlemcen, Algérie, 250p.
- [15] BOUSNINA A ., 1988. Contribution à l'étude des variations et de la variabilité des températures moyennes à Tunis : 1888-1987, Méditerranée, Troisième série, Tome 64, 2-1988.
- [16] Brice Boudevillain., Sébastien Argence et al., Aout 2009. Cyclogenèses et précipitations intenses en région méditerranéenne : origines et caractéristiques, projet Cyprim, partie I, la météorologie- n°66, p 18-28.
- [17] Claudie Beaulieu., Mars 2009. Homogénéisation des séries des précipitations : identification des techniques les plus prometteuses et nouveaux développements, thèse de doctorat PHD Université du Québec, 299p.

- [18] Claudie Beaulieu., Taha B M J Ouarda., Ousmane Seidou., Janvier 2005. Revue bibliographique des techniques d'homogénéisation des séries climatique et analyse d'applicabilité au séries des précipitations, Rapport de recherche R-811, ISBN: 2-89146-310-2.
- [19] Dahan Dalmedico A., Guillemot H., 2006. Changement climatique Dynamiques scientifiques, expertise, enjeux géopolitiques, science directe, Sociologie du travail 48 (2006) 412–432.
- [20] DANY FAUCHER., Juin 1997. Revue bibliographique des tests des stationnarités, rapport de recherche n° R-499, INRS 2-89146-393-5.
- [21] DIMOPOULOS., S LEK., J LAUGA., Décembre 2009. Modélisation de la relation pluie – débit par les réseaux connexionnistes et le filtre de Kalman, journal des sciences hydrologiques 41 (2) avril 1996
- [22] DUBREUIL .P., 1974. Initiation à l'analyse hydrologique (dix exercices suivis des corrigés), O.R.S.T.O.M PARIS VIII, ISBN: 2-225 40 140-3.
- [23] DUPLESSY J.C., 2005. Les accidents climatiques brutaux et localisés et leurs conséquences, C. R. Geoscience 337, 881–887.
- [24] Eléonore Beckers, Aurore Degré., 2011. Revue bibliographique : la prise en compte des transferts horizontaux dans les modèles hydrologiques, Biotechnol. Agron. Soc. Environ. 2011 15(1), 143-15.
- [25] Enniredy. Vamsidhar., K V S R P VARMA., P Sankara Rao et Ravikanth Satapati., 2010. Prediction of rainfall using : Backpropagation neural network model, International journal of computer science and engineering, vol. 02, n° 04, 2010, 1119- 1121.
- [26] Flore B. A. ROKO., 21 septembre 2007. Evolution des variables météorologiques sur le haut bassin de l'Ouémé et leurs influences sur l'évapotranspiration de référence. Thèse, Université d'Abomey-Calavi, BENIN, 81p.
- [27] G. COLLETAZ et C. HURLIN., Novembre 2006. Modèles Non Linéaires et Prévisions, Rapport de Recherche Institut CDC pour la Recherche LEO – Laboratoire d'Economie d'Orléans UMR CNRS 6221, 106p.
- [28] Gaston REMENIERAS., 1976. L'hydrologie de l'ingénieur 2 ème édition revue et augmentée EYROLLES, 454 p.
- [29] Gérard Guyot., 1999. Climatologie de l'environnement cours et exercices corrigés. 2^{ème} édition Paris DUNOD, ISBN 2 10 004441 9 ,524p.
- [30] Gérard Thuillier (2001), les relations entre soleil et la terre, sciences de la terre et des planètes, académie des sciences de Paris, 333.333-328
- [31] GIEC., 2008. Bilan 2007 des changements climatiques : Rapport de synthèse, OMN et PNUE, ISBN 92-9169-222-0.
- [32] Guy Mélard., 2006. Initiation à l'analyse des séries temporelles et à la prévision, Revue MODULAD, n °35, 82-129.
- [33] H. LUBES., J.M. MASSON et al., 1994. Caractérisation de fluctuation dans une série chronologique par application de tests statistiques, étude bibliographique, programme ICCARE, rapport n°3. ICCARE, Montpellier ORSTOM, juin 1994.
- [34] HALLOUZ Faiza., Mohamed MEDDI., Gil MAHE ., sept 2011, analyse des ruptures dans les séries pluviométriques dans le bassin de l'Oued Mina (nord-ouest d'Algérie), Atelier SIG- MED RABAT 29 Septembre 2011.

- [35] Hélène DARRICAU- BEUCHER., Décembre 1981. Approche géostatistique du passage des données de terrain aux paramètres des modèles en hydrogéologie, thèse de doctorat – ingénieur, école nationale des mines de Paris, 130p.
- [36] HIZIR Ö. et BOCQUILLON C., 1980. Interpolation de variables régionales et cartographie automatique: modèle triangulaire hydrologique (MTH), Bulletin - des Sciences Hydrologiques 25.297-306.
- [37] JEAN C.O, TAHA B.M.J. O et Bernard B., juin 1997. Revue bibliographique des tests d'homogénéité et d'indépendance, Rapport de recherche N° R-500, Institut national de la Recherche scientifique, Québec, ISBN 2-89146-394-3, 85p.
- [38] Jean-Emmanuel Paturel., 19 Aug 2013. Exercice de scénarisation hydrologique en Afrique de l'Ouest - Bassin du Bani, Journal des Sciences Hydrologiques. DOI: 10.1080/02626667.2013.834340
- [39] Jean- JACQUES DROESBEKE., BERNARD FICHET, PHILIPPE TASSI., 1994. Modélisation ARCH : théorie statistique et applications dans le domaine de la finance, édition de l'université de BRUXELES, ISBN 2-7298-9422-5.
- [40] Jhan Calo ESPINOZA VILLAR., 13 Janv 2009. Impact de la variabilité climatique sur l'hydrologie du bassin Amazonien, thèse de doctorat en sciences de l'environnement, université de PARIS 6 – PIERRE ET MARIE CURIE. France, 207p.
- [41] KADI A ., 1997. La gestion de l'eau en Algérie, Journal des Sciences Hydrologiques 42(2), 191-197.
- [42] Kamohin Fulvie., Saley Mahaman Bachir., Savan Issiaka., 2009. Impact de la variabilité climatique sur les ressources en eau et les activités humaines en zone tropicale humide : cas de région de DAOUKRO en CÔTE D'Ivoire, European journal of scientific research, ISSN 1450-216X VOL .26 NO.252009, 99.209-222
- [43] KHALDI A., 2005. Impacts de la sécheresse sur le régime des écoulements souterrains dans les massifs calcaires de l'Ouest Algérien " Monts de Tlemcen - Saida", Thèse de Doctorat en Hydrogéologie Université D'Oran. Algérie. 239p.
- [44] KHOUALDIA. W., DJABAR Y. et al., 2014. Caractérisation de la variabilité climatique : cas du bassin versant de La Medjerda (Nord- Est algérien), Revue Sciences Technologiques., Synthèse 29: 6-23 (2014).
- [45] KOUASSI A.M et KOUAMÉ K.F., 2012. Impacts conjugués des changements climatiques et des pressions anthropiques sur les modifications de la couverture végétale dans le bassin versant du N'ZI-Bandama Côte D'Ivoire, Rev. Ivoir. Sci. Technol., 20,124 –146.
- [46] LABORDE .J.P., 2000. Elément d'hydrologie de surface, U.M.R. 5651. Espace du C.N.R.S. université de NICE – SOPHIA ANTIPOLIS. 191p
- [47] LAZRI M., AMEUR S et HADDAD B., 2007. Analyse de données de précipitations par approche Markovienne, Larhyss Journal, ISSN 1112-3680, n° 06, Décembre 2007, pp. 7-20.
- [48] LOUAMRI Abdelaziz., avril 2013. Le bassin versant de la Seybouse (Algérie orientale) hydrologie et aménagement des eaux, thèse de doctorat en science, université de Constantine I, Algérie, 315p.
- [49] LUBES- NIEL.H., MASSON J.M., PATUREL J.E et SERVAT E., Février 1998. Variabilité climatique et statistique, étude par simulation de la puissance et de la robustesse de quelques tests utilisés pour vérifier l'homogénéité de chroniques, revue des sciences de l'eau 3, 383-408.
- [50] Lys Bal., François Buyle- Bodin., 2012. Artificiel Neural Network For Predicting Drying Shrinkage of Concrete, Elsevier. 38(2013)248- 254.

- [51] Marie-Pier Lepage., Line Bourdages., Gaétan Bourgeois., 2011. Interprétation des scénarios de changements climatiques, Canada, Publication no PAGR0102, ISBN 978-2-7649-0235-6.
- [52] Marc Parizeau., 2006. Réseaux de neurones, GIF – 21140 et GIF-64326.université LAVAL.
- [53] Mathieu Petit, Thomas Le Bras., 26 mars 2008. Mise en œuvre d'un réseau de neurone simple : le Perceptron.
- [54] MEDDI. M., Octobre 2010. Impact des changements climatiques sur les débits dans le bassin du Chéllif (Algérie). FRIEND Conférence, Fez, Morocco. 340, 2010.
- [55] MERZOUGUI A et SLIMANI M., 2012. Régionalisation des lois de distribution des pluies mensuelles en Tunisie, Journal des Sciences Hydrologiques, 57(4) 2012.
- [56] Mohamed Nohair., André St-Hilaire et Taha. B. Ouarda., mars 2008. Utilisation des réseaux de neurones et de la régularisation bayésienne en modélisation de la température de l'eau en rivière, Revue des sciences de l'eau, vol. 21, n° 3, 2008, p. 373-382.
- [57] Murray R. SPIEGAL., 1982, théorie et applications de statistique, douzième tirage, ISBN Canada 007.082.113.5.
- [58] N. EL-Jabi ., J. Rousselle. Septembre 1990. Hydrologie fondamentale, deuxième édition revue et corrigée, école polytechnique de Montréal, 1990, ISBN 2-553-00219-3.
- [59] OMM- N° 485. Édition 2010. Manuel du Système mondial de traitement des données et de prévision Volume I — Aspects mondiaux, organisation météorologique mondiale, Mise à jour de 2012.
- [60] OMM-N°168., 1994. Guide des pratiques hydrologiques, Organisation météorologique mondiale ,Cinquième édition ISBN 92-63-25168-1, 829p.
- [61] OMM-N° 305., 1993. Guide du système mondial de traitement des données, organisation météorologique mondiale, 1-212 p.
- [62] P. LE GOULVEN M. ,A LE MAN., sept 1992. Régionalisation climatique (pluie et ETP) dans les ANDES Equatoriens méthodologie résultats et application, VIII journées hydrologiques- ORSTOM 69-90P.
- [63] Pierre A. Cholette., 27 mars 2014. La dessaisonalisation pour le non-spécialiste, L'Actualité économique, vol. 59, n° 1, 1983, p. 144-152.
- [64] Pierre –André cornillon Eric Matzner- Lober., 2007.régression théorie et application, ISBN- 10 : 2-287-39692-6 Spinger Paris Berlin Heidelberg New York.314p.
- [65] Pierre PAGNEY., les climats de la terre, MASSON, Paris, INSN / 0338-2664.
- [66] Rapport du Groupe de travail I du GIEC. , Bilan 2001 des changements climatiques : Les éléments scientifiques, OMM avec PNUE, 97p.
- [67] Rapport sur l'état des connaissances. , 1998. La Suisse face au changement climatique.
- [68] RAYMOND S., 2002. La climatologie, science ou littérature, La Météorologie - n°36,54-61.
- [69] RENARD Benjamin., 20 septembre 2006. Détection et prise en compte d'éventuels impacts du changement climatique sur les extrêmes hydrologiques en France, de Doctorat de l'institut national polytechnique de GRONOBLE. France. 364p.
- [70] RIAD S., 2003. Typologie et analyse hydrologique des eaux superficielles à partir de quelques bassins versants représentatifs du Maroc, Thèse de Doctorat en hydrologie de surface Université IBNO Zohr D'Aghadir. Maroc. 154p.

- [71] S. Lek, I. Dimopoulos, M. Derraz, I. Hachoul, 1996. Modélisation de la relation pluie-débit à l'aide des réseaux de neurones artificiels, *Revue des sciences de l'eau* vol. 9, n°3, 1996, p. 319- 331.
- [72] Saint-Mandé., 1995. Tables statistiques CISIA.CERESTA, dépôt légal : 473-Juin 1997, ISBN2-906711-34-9.
- [73] Sandra ARDOIN- BARDIN., 19 avril 2004. Variabilité hydro climatique et impact sur les ressources en eau de grands bassins hydrographiques en zone Soudano- sahélienne, thèse de Doctorat de l'université de MONTPELLIER- II, 440p.
- [74] Sunyoung Lee., Sungzoon cho., Patrick M Wong., 1998. Rainfall prediction using artificial neural network, *journal of geographic information and decision analysis*, vol. 2, n° 2, pp. 233 – 242.
- [75] T.B. Williamson, D.T. Price, J.L. Beverly et Al., 2008. Évaluation des répercussions biophysiques et socioéconomiques potentielles du changement climatique sur les communautés dépendantes de la forêt : une étude de cas méthodologique, rapport d'information NOR-X-415F, Service canadien des forêts Centre de foresterie du Nord, 182p. ISSN 0831-8247.
- [76] Tan Vo Thanh., 2010. Prévion de la demande touristique par méthodes Delphi et Box –Jekins application à la population de Vietnam, *érudit, Teoros*, vol. 29, N°1, p. 100- 108.
- [77] THABET C et THABET B., 1995. Modélisation de variables aléatoires : cas de la pluviométrie, (*Cahiers Options Méditerranéennes*; n. 9, p. 1 35-1 50.
- [78] TOUAZI. M. et J. P. Laborde., 1998. Modélisation pluie-débit à l'échelle annuelle en Algérie du nord, *érudit, Revue des sciences de l'eau / Journal of Water Science*, vol. 17, n° 4, 2004, p. 503-516.
- [79] TRAN V. H et SONNET F., 1993. Analyse factorielle krigéante de données d'exploration géochimique multi élémentaire pour l'Or en milieu latéritique au Mali, *compte rendu des journées géostatistique fascicule n°3*, 139-150.
- [80] V.FORTIN., T B J OUARDA., P F RASMUSSEN., B BOBE., 1997. Revue bibliographique des méthodes de prévision des débits, *revue des sciences de l'eau*, 4(1997) 461- 487.
- [81] VAUCLIN M., CHOPART J L., 1991. Méthodologie d'analyse de la variabilité spatiale de dispositifs agronomiques, Ed AUPELF. JOHN Libbey Eurotext, 307-315.
- [82] WALTER C., 1993. L'estimation de propriétés du sol par krigeage d'indicatrices confrontée à celle dérivée d'une carte pédologique, *sciences du sol*, Vol. 31,4, 215-231.
- [83] Wilfrid VISSIN., 12 Décembre 2007. Impact de la variabilité climatique et de la dynamique des états de surface sur les écoulements du bassin béninois du fleuve Niger, thèse de doctorat l'Université de Bourgogne, 310p.
- [84] Yacine OUSSAR., 6 juillet 1998. Réseau d'ondelette et réseaux de neurones pour la modélisation statique et dynamique de processus, thèse de doctorat, université PIERRE ET MARIE CURIE, 183p.
- [85] ZANNOU Arnaud Bruno Yémalin, 2011. Analyse et modélisation du cycle hydrologique continental pour la gestion intégrée des ressources en eau au Bénin cas du bassin de l'Ouémé à Bétérou, thèse de doctorat l'Université du Bénin, 356p.
- [86] <http://www.fao.org/ag/agp/AGPC/doc/Counprof/Algeria/Algerie.htm>, dernière consultation le 20 janvier 2015.

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE – I -

Exemple typique d'une Autocorrélations de quelques stations pluviométriques des pluies pluriannuelles.

Cas de la : station Ain Barda

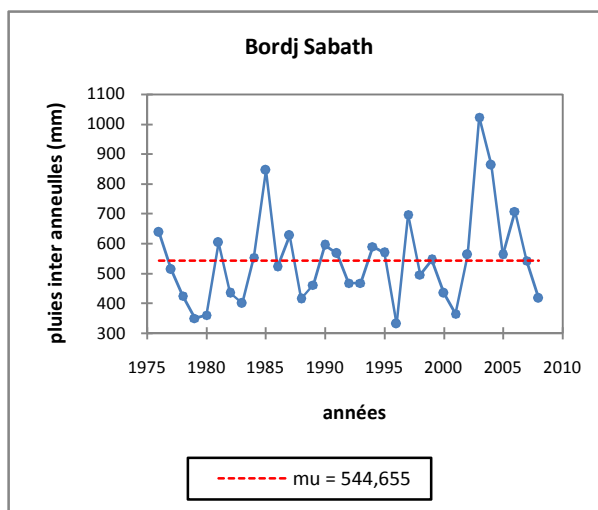
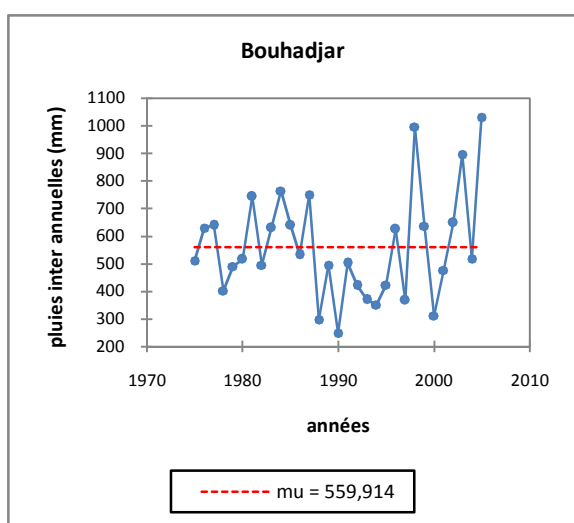
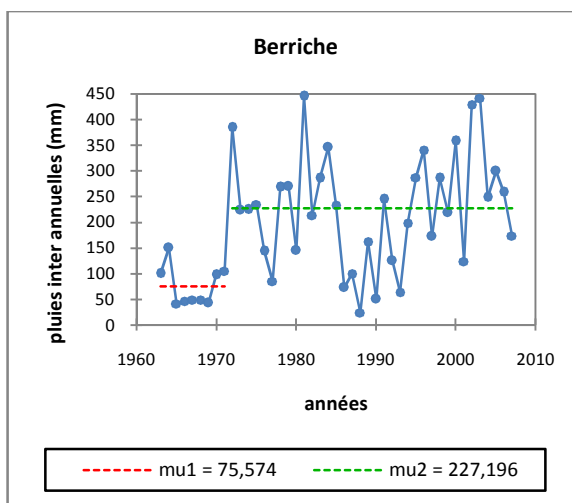
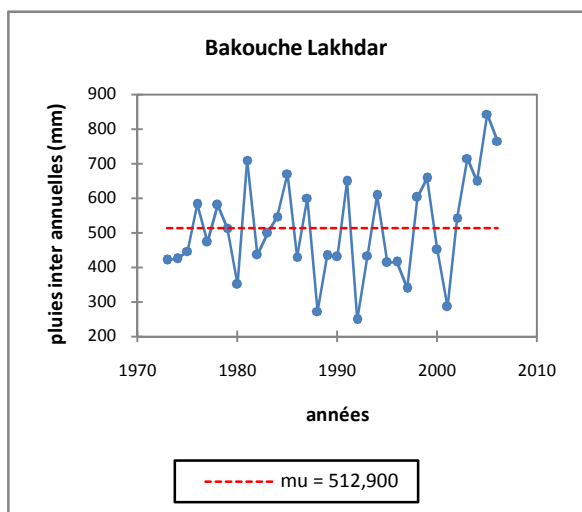
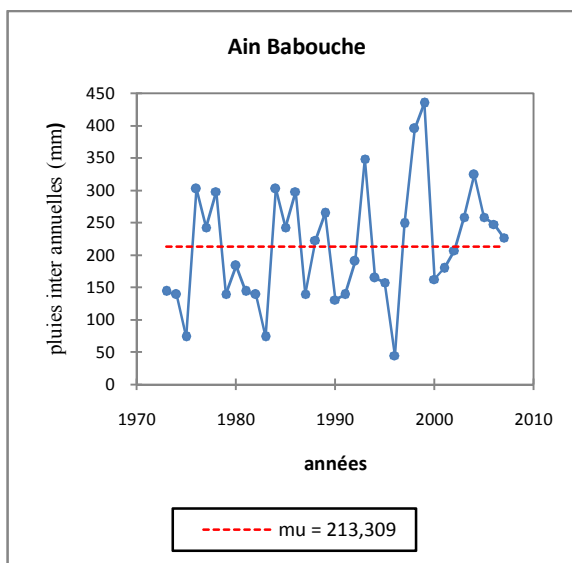
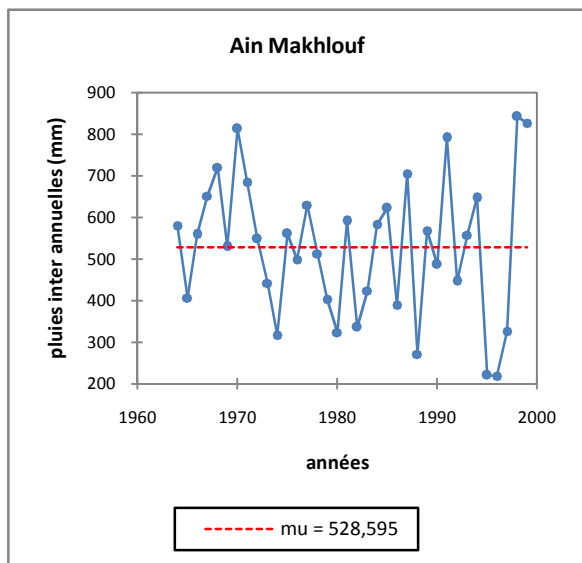
Retard	Autocorrélation	Erreur standard ^a	Statistique de Ljung-Box		
			Valeur	ddl	Sig. ^b
1	,179	,130	1,900	1	,168
2	,044	,129	2,019	2	,364
3	,012	,128	2,027	3	,567
4	,214	,127	4,895	4	,298
5	,060	,125	5,127	5	,401
6	,098	,124	5,754	6	,451
7	,089	,123	6,283	7	,507
8	,151	,122	7,821	8	,451
9	-,027	,120	7,870	9	,547
10	,026	,119	7,917	10	,637
11	,078	,118	8,351	11	,682
12	,109	,116	9,221	12	,684
13	,039	,115	9,338	13	,747
14	,069	,114	9,708	14	,783
15	-,071	,112	10,107	15	,813
16	,004	,111	10,109	16	,861

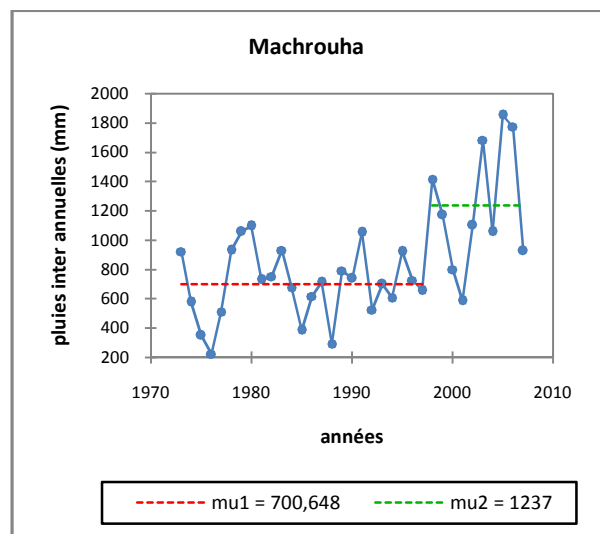
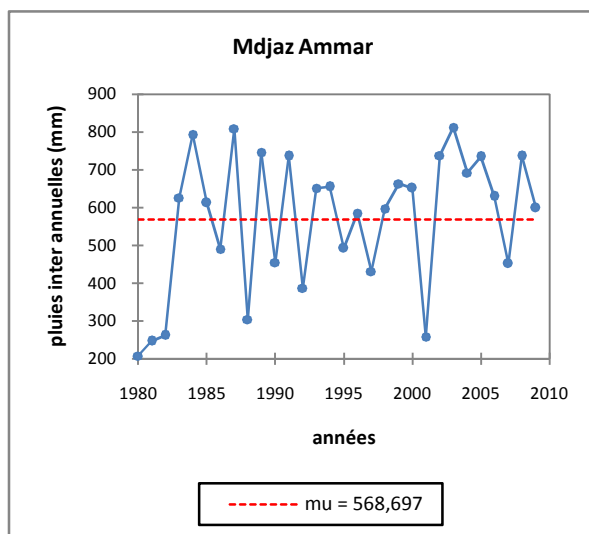
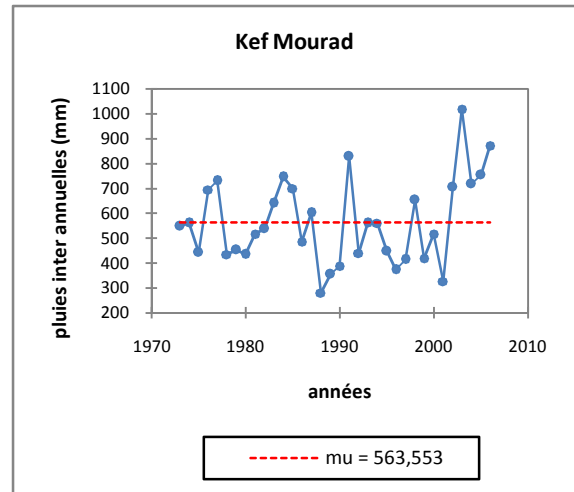
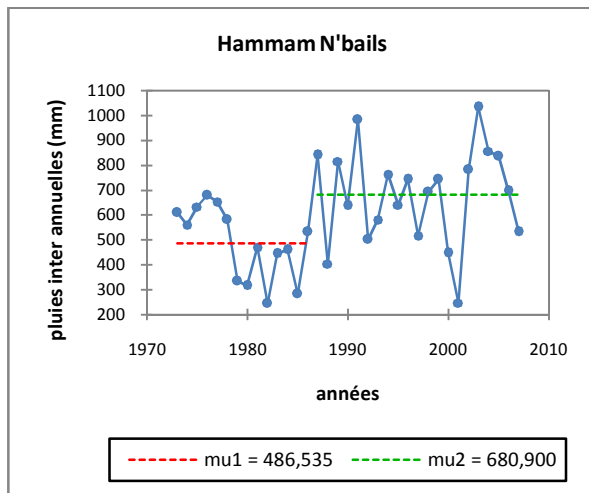
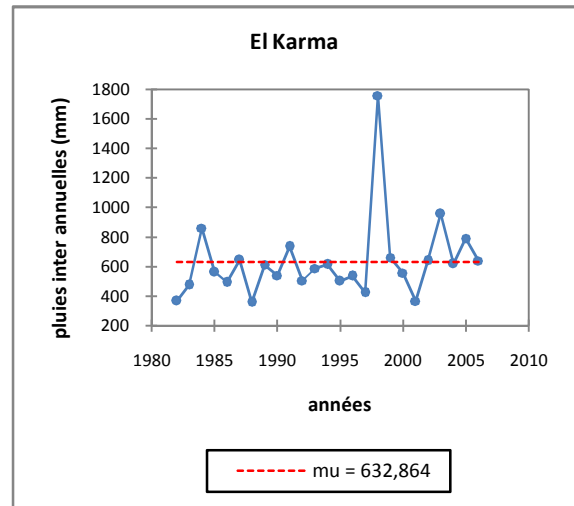
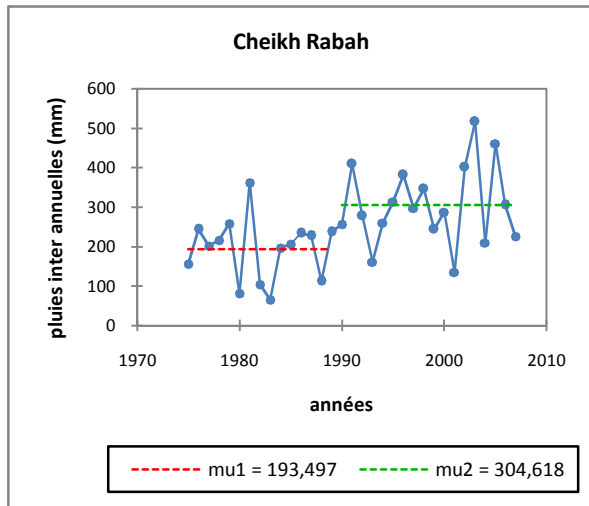
Cas de la: station Ain Makhoulf

Retard	Autocorrélation	Erreur standard ^a	Statistique de Ljung-Box		
			Valeur	ddl	Sig. ^b
1	,123	,158	,608	1	,436
2	-,040	,156	,675	2	,714
3	-,260	,153	3,545	3	,315
4	-,035	,151	3,598	4	,463
5	-,120	,149	4,246	5	,515
6	,015	,147	4,257	6	,642
7	,163	,144	5,536	7	,595
8	,113	,142	6,177	8	,627
9	,029	,139	6,222	9	,718
10	-,090	,137	6,656	10	,757
11	-,224	,134	9,447	11	,581
12	-,127	,132	10,375	12	,583
13	,006	,129	10,377	13	,663
14	,166	,126	12,099	14	,598
15	,032	,123	12,166	15	,666
16	-,041	,121	12,280	16	,724

ANNEXE - II-

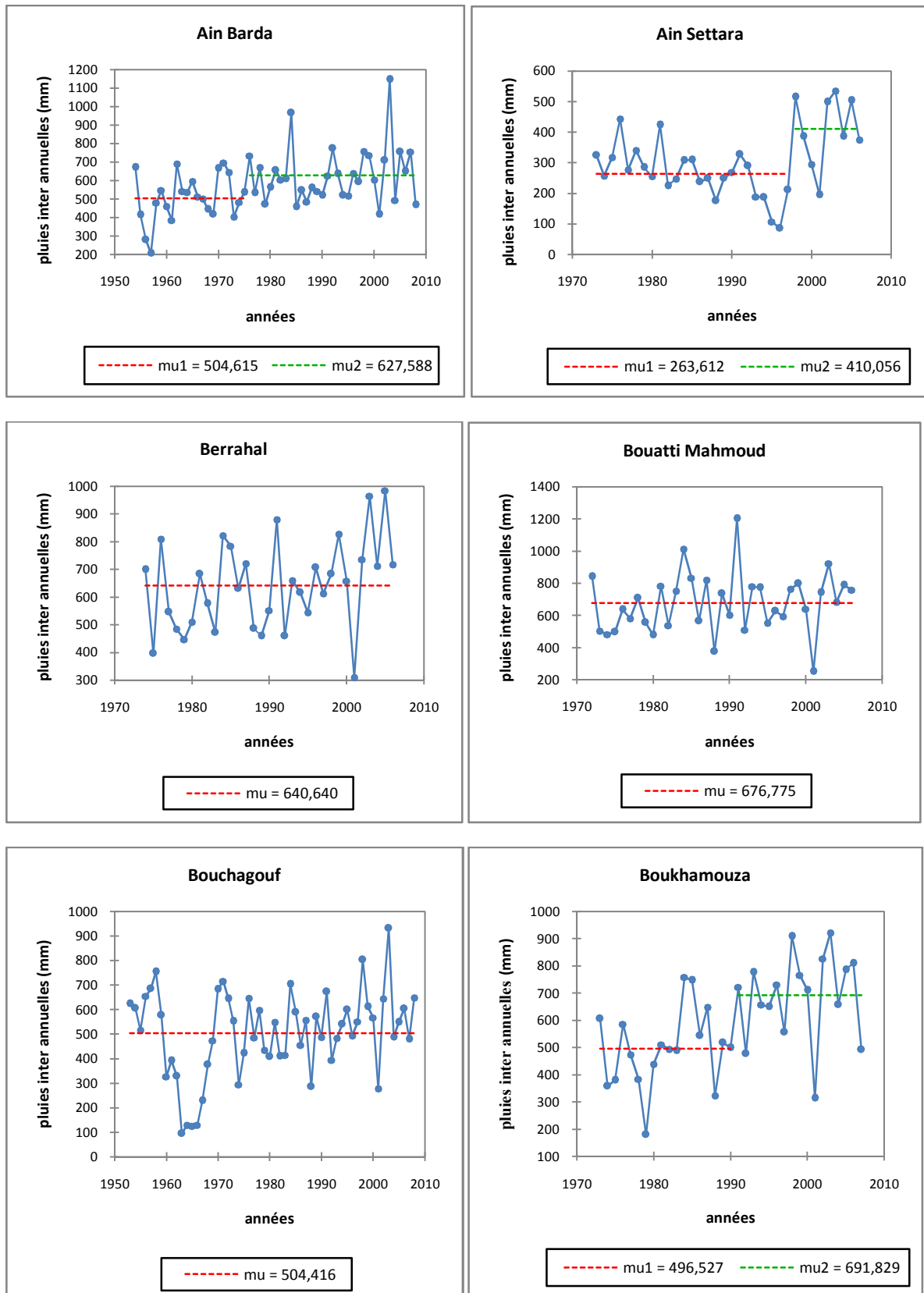
Exemple typique d'un test de Pettitt sur les séries des pluies pluri annuelles de quelques stations

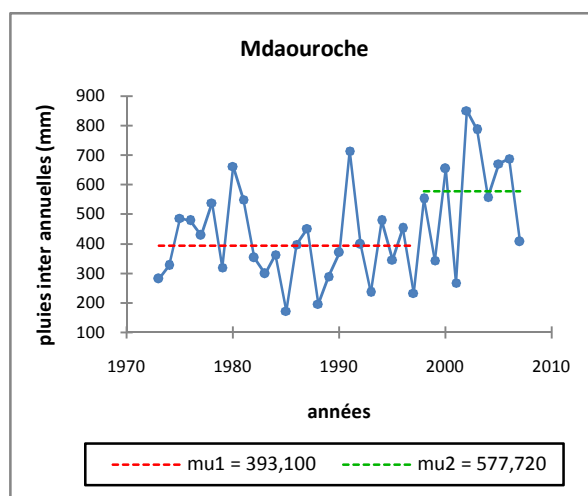
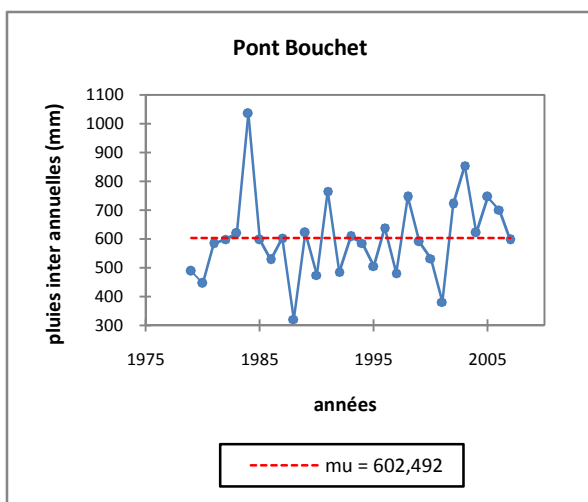
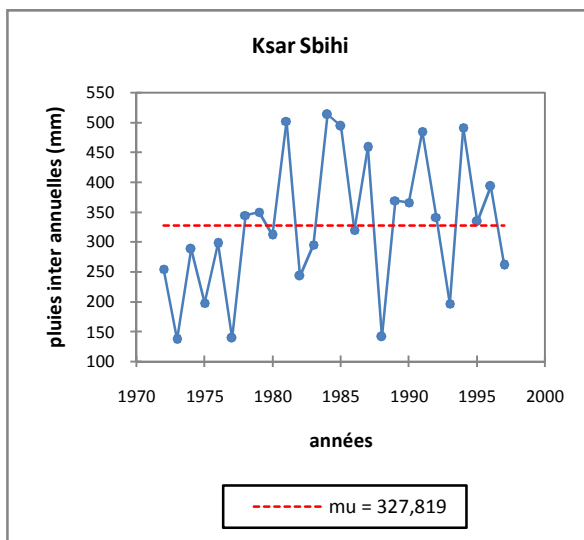
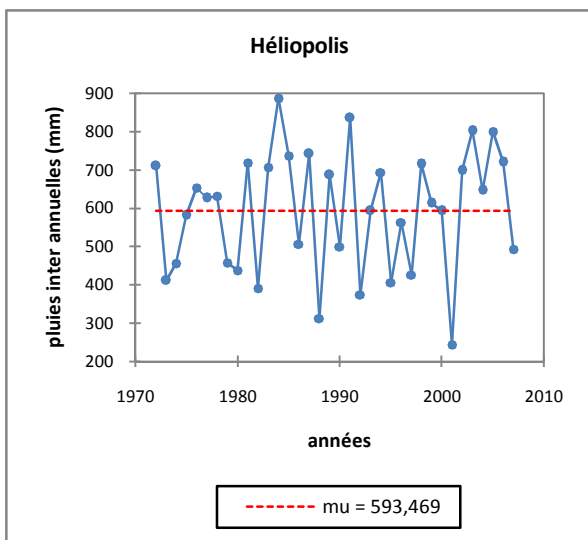
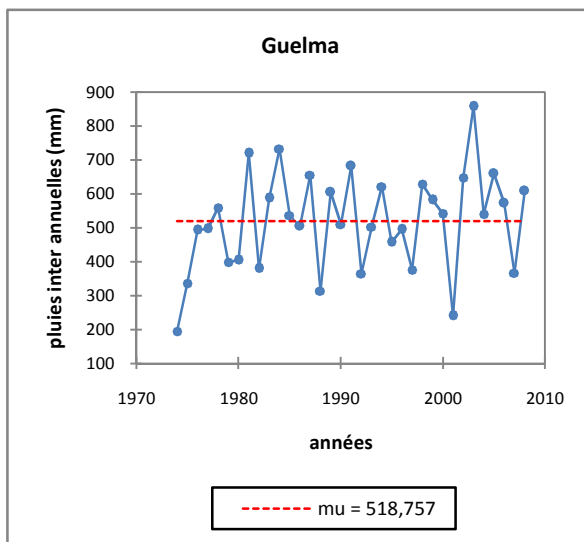
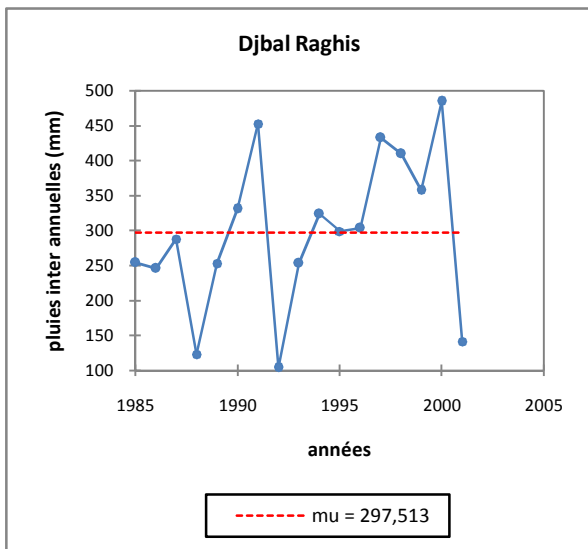




ANNEXE - III-

Exemple typique d'un test de Buishand sur les séries des pluies pluri annuelles de quelques stations.





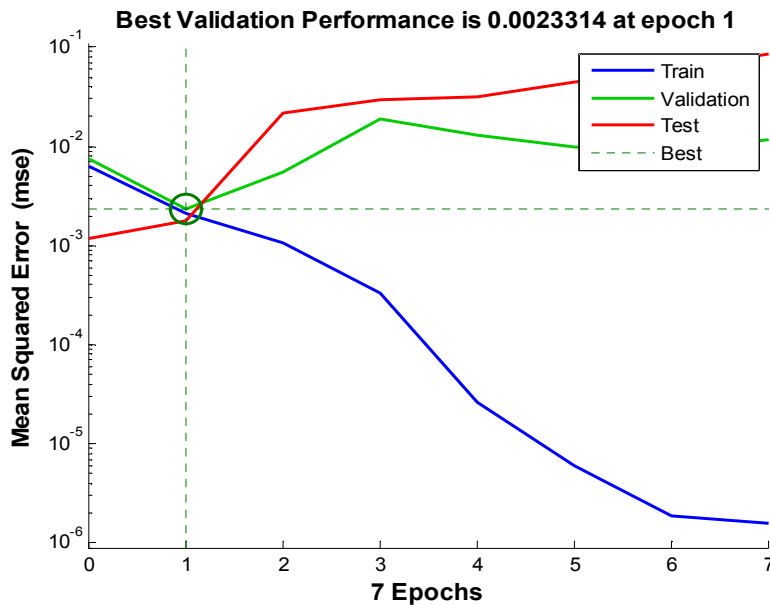
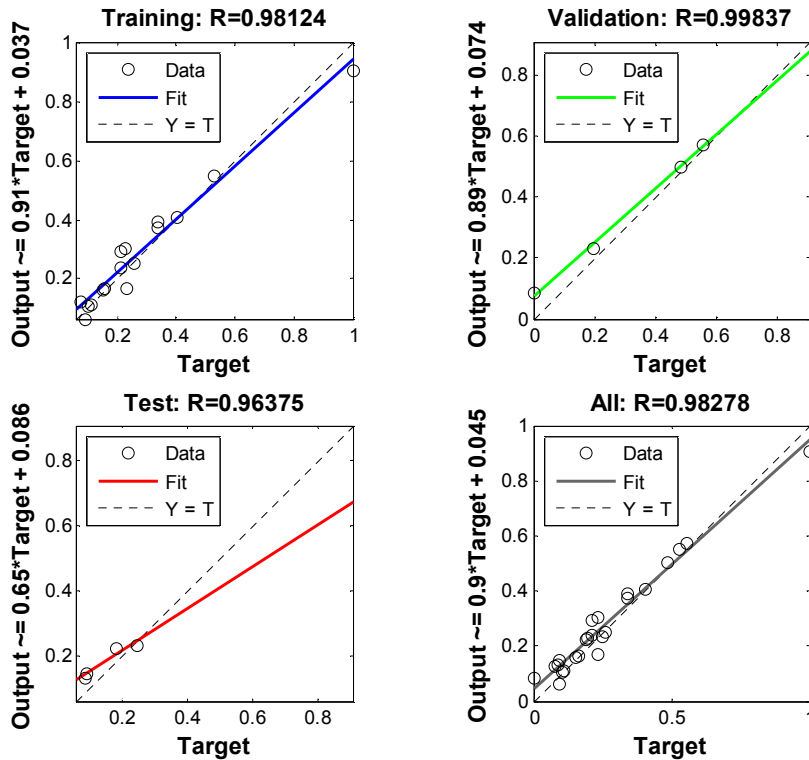
ANNEXE -IV-

Modélisation des pluies mensuelles par Réseau De Neurone Artificiel de la station pluviométrique de Guelma

Coefficients de régressions pour le cas d'apprentissage, validation, test et tous MSE

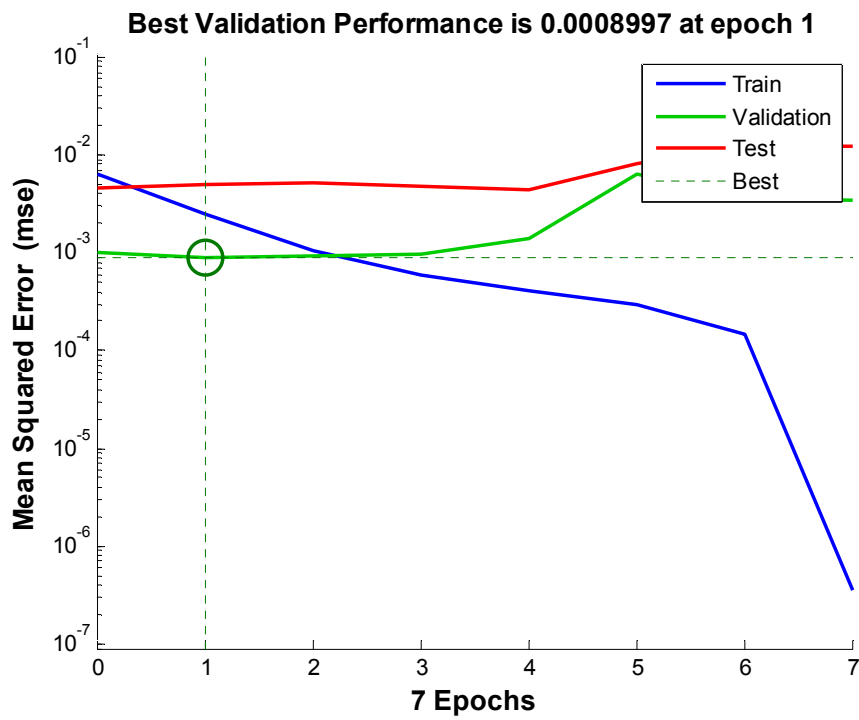
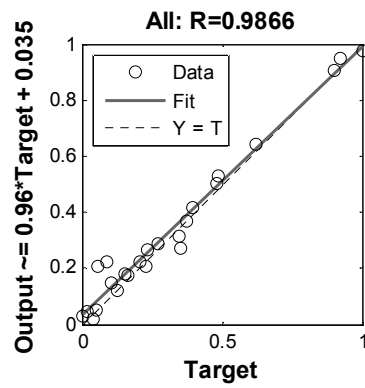
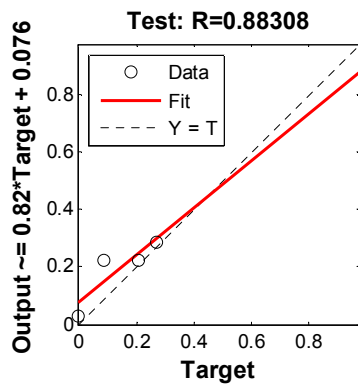
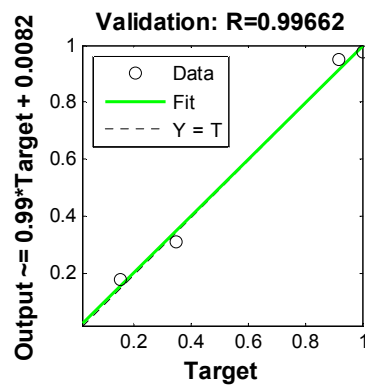
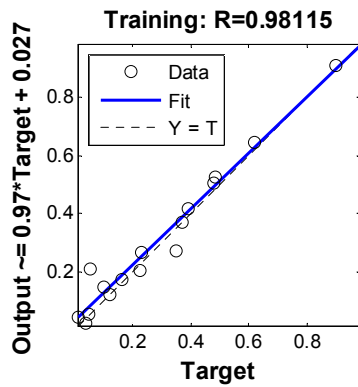
Mois de Septembre

Modèle 8 :7 :1



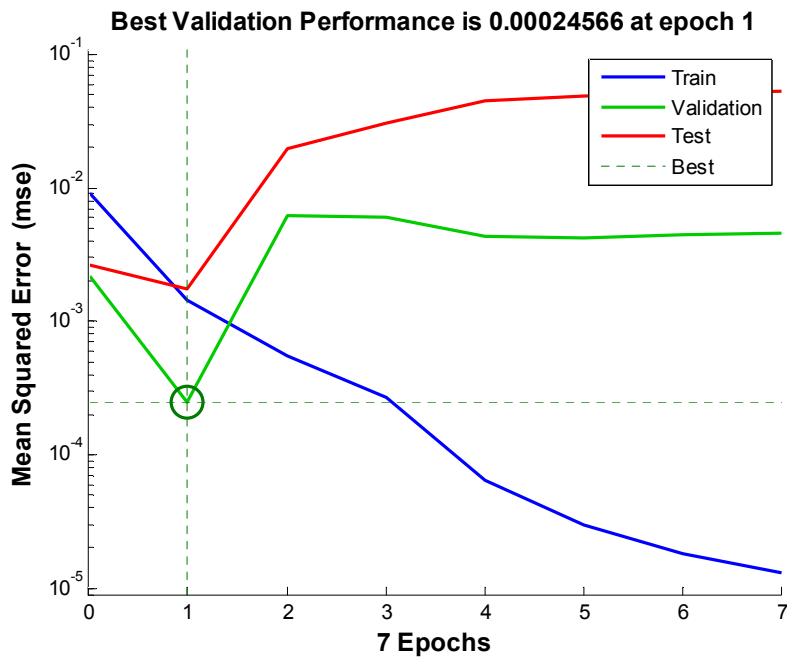
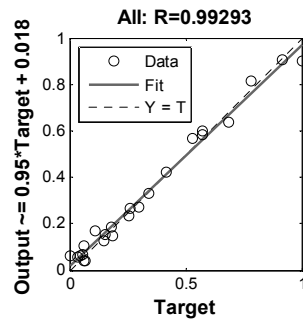
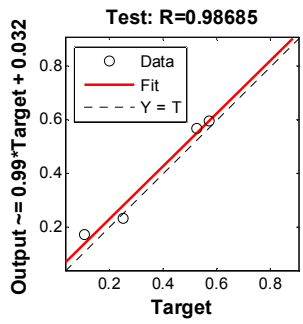
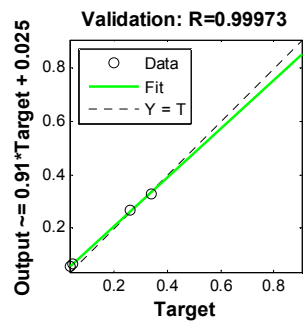
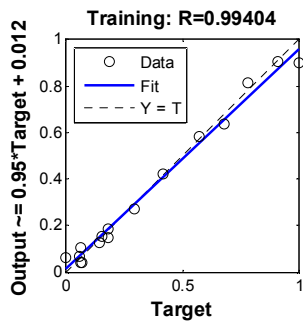
Mois d'Octobre

Modèle 8 :8 :1



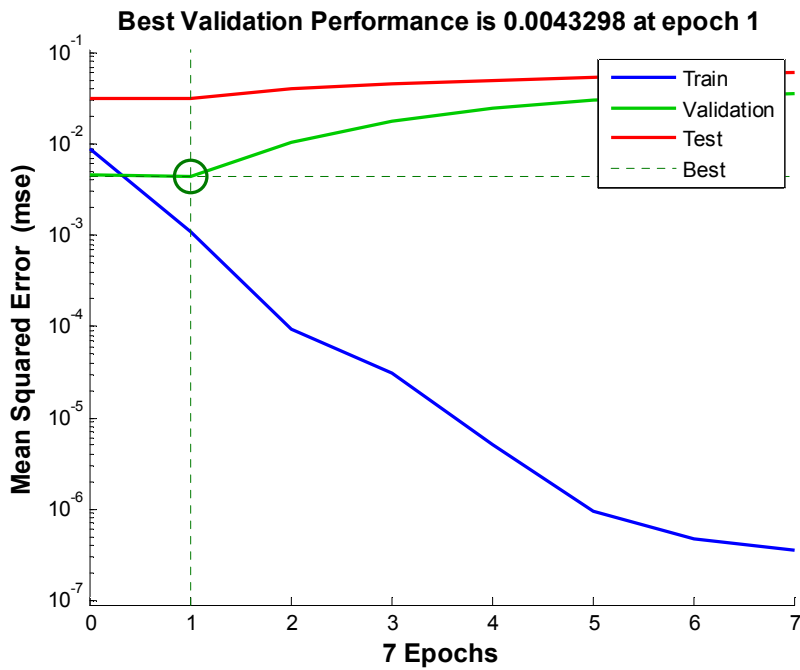
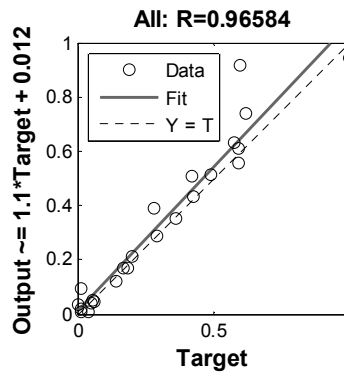
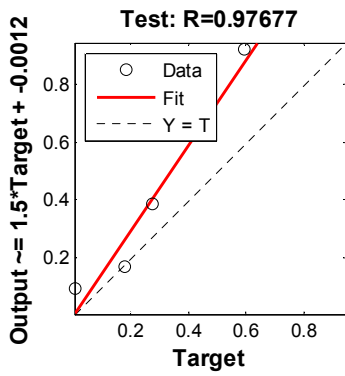
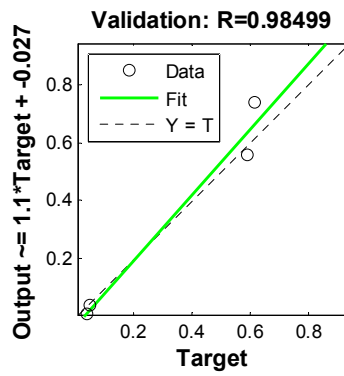
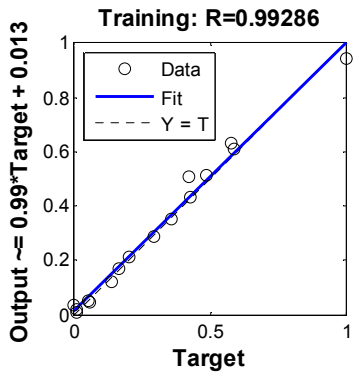
Mois de Novembre

Modèle 8 :6 :1



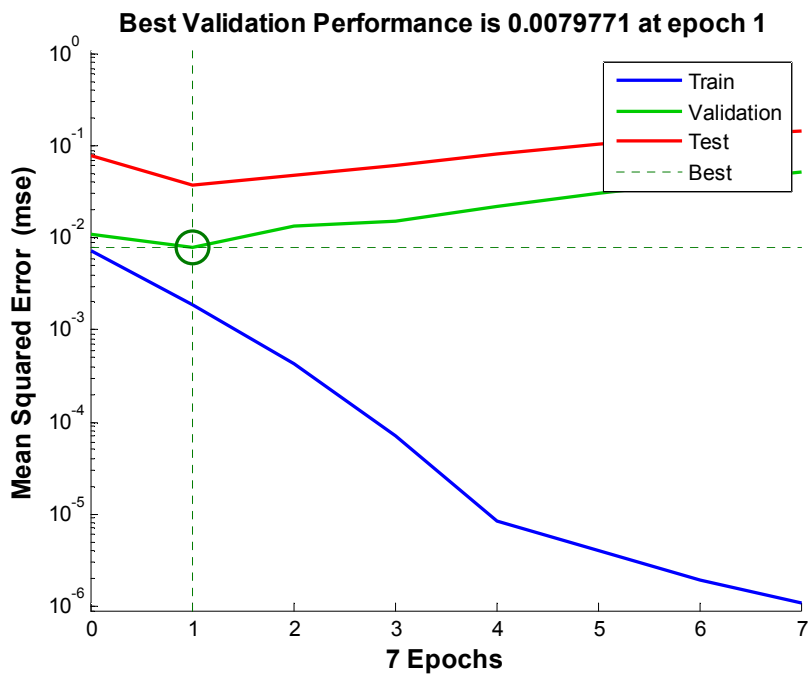
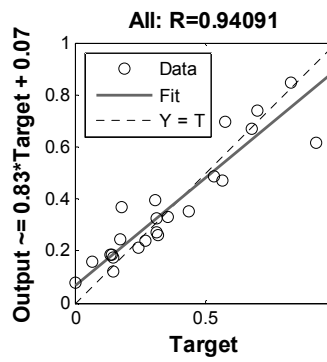
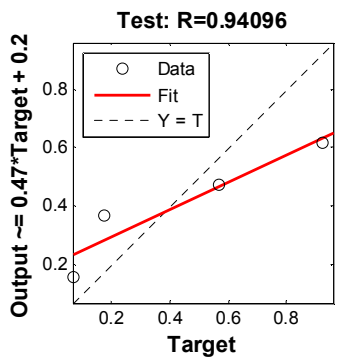
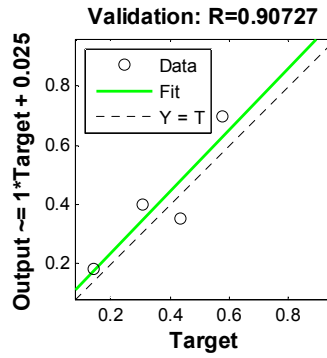
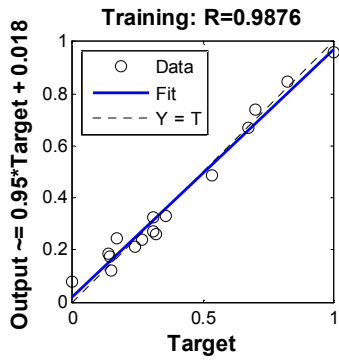
Mois de Décembre

Modèle 8 :7 :1



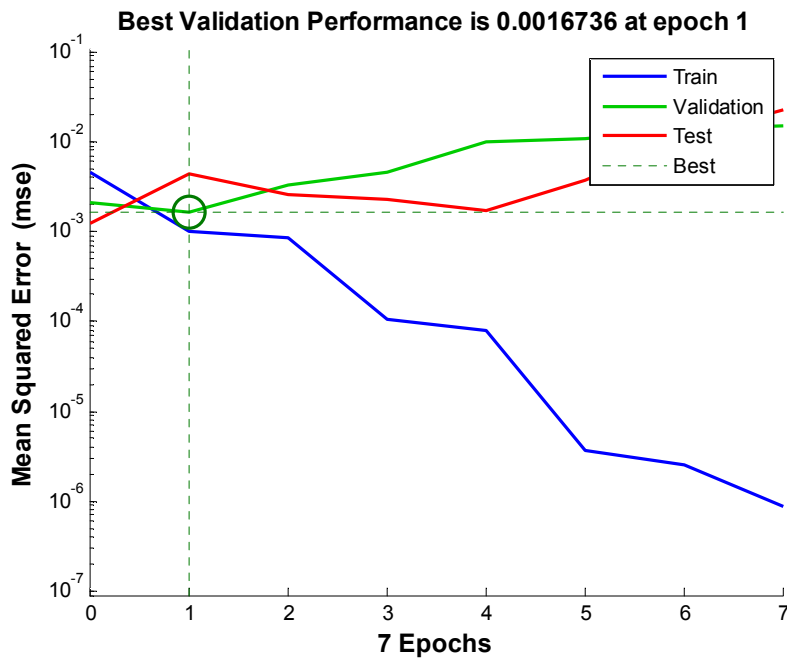
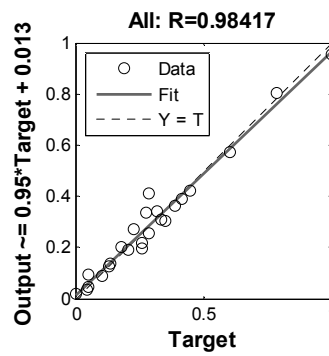
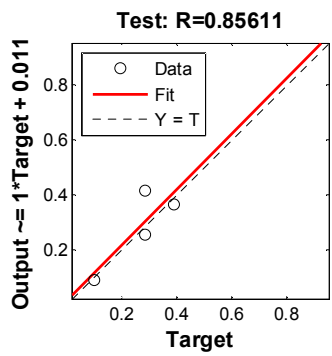
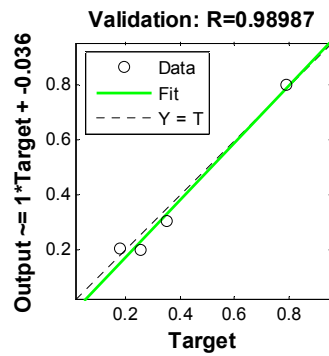
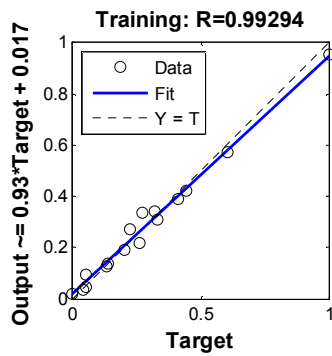
Mois de Janvier

Modèle 8 :7 :1



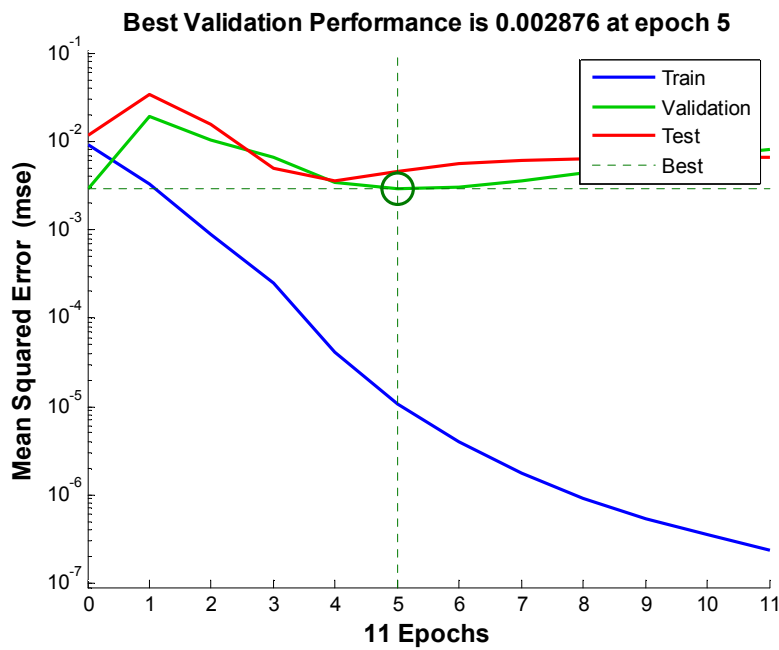
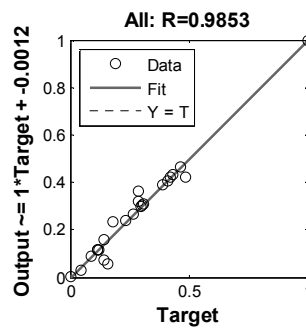
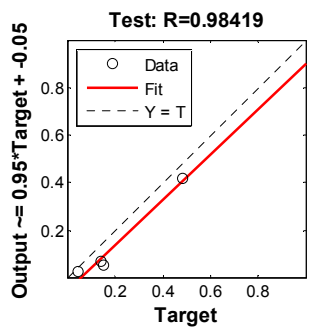
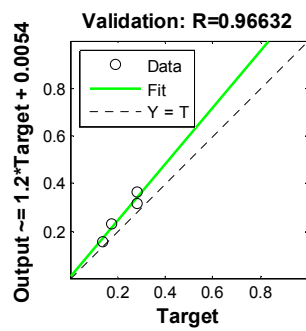
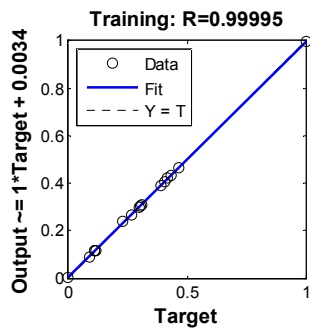
Mois de Février

Modèle 8 :7:1



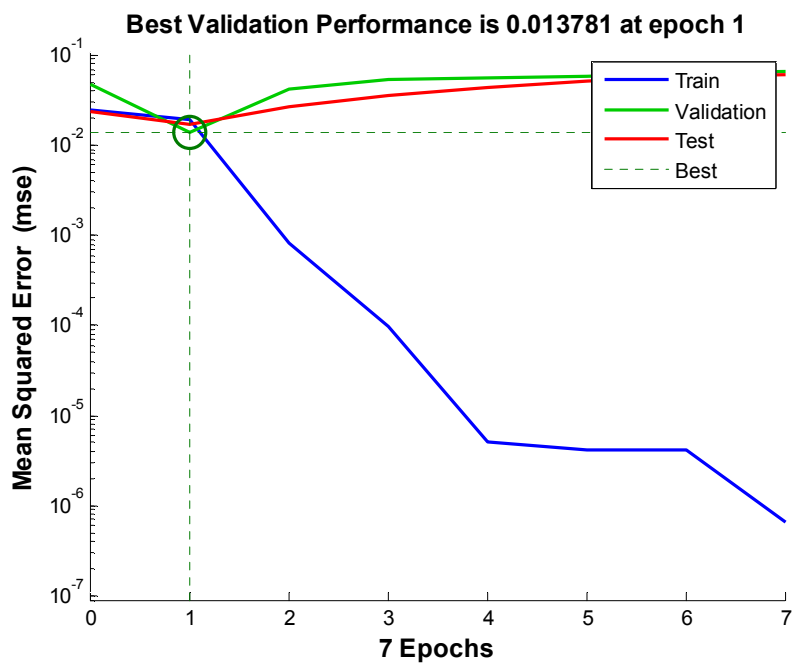
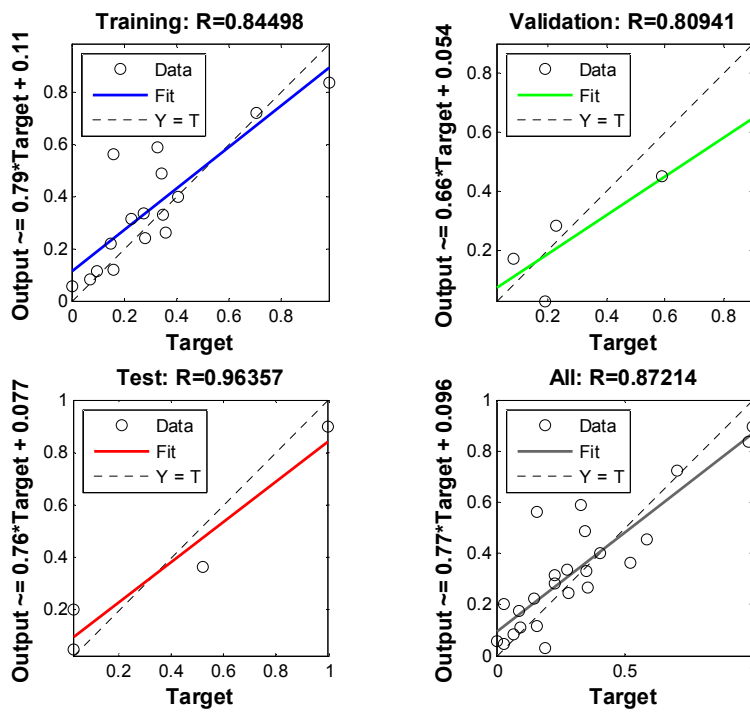
Mois de Mars

Modèle 8 :6:1



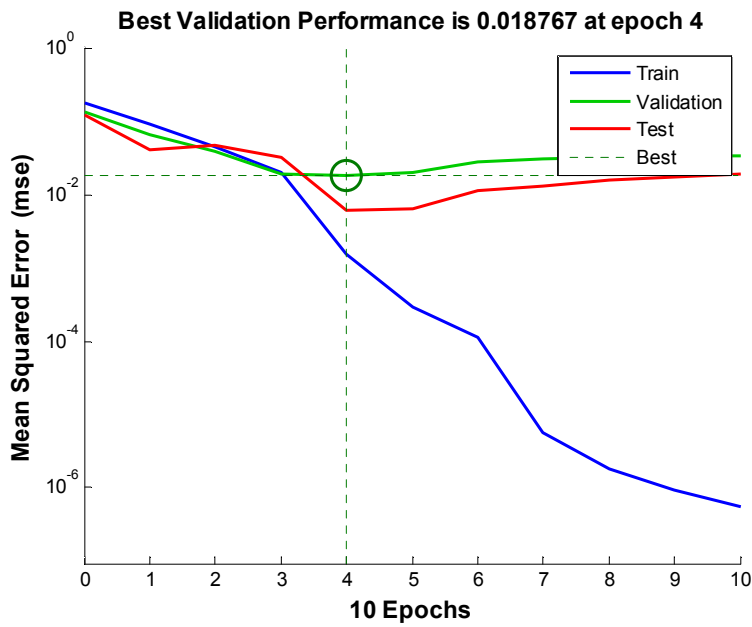
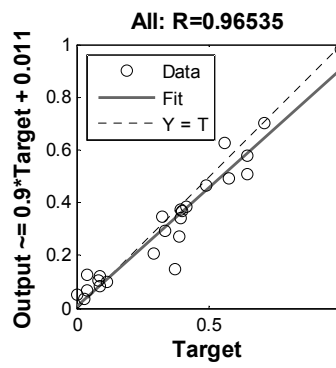
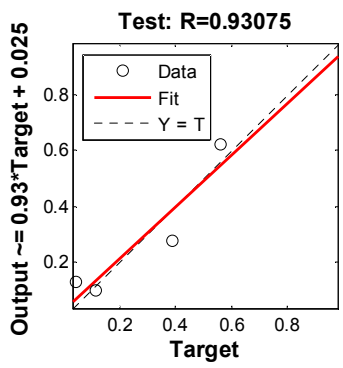
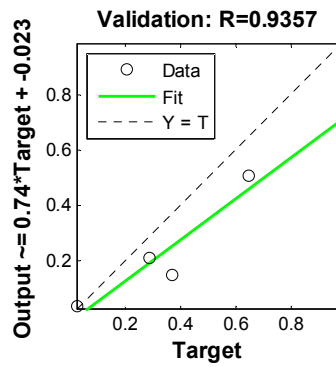
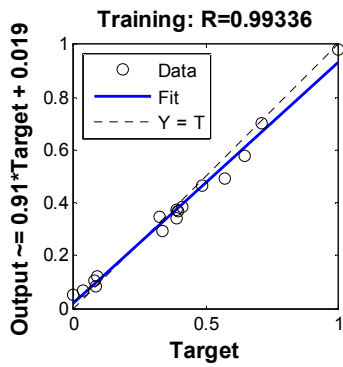
Mois d'Avril

Modèle 8 :8:1



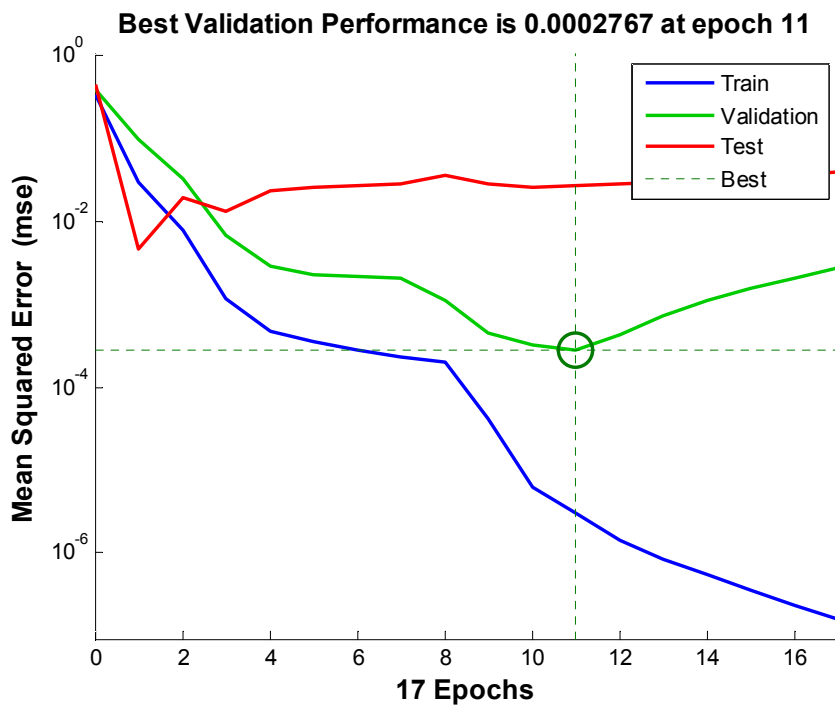
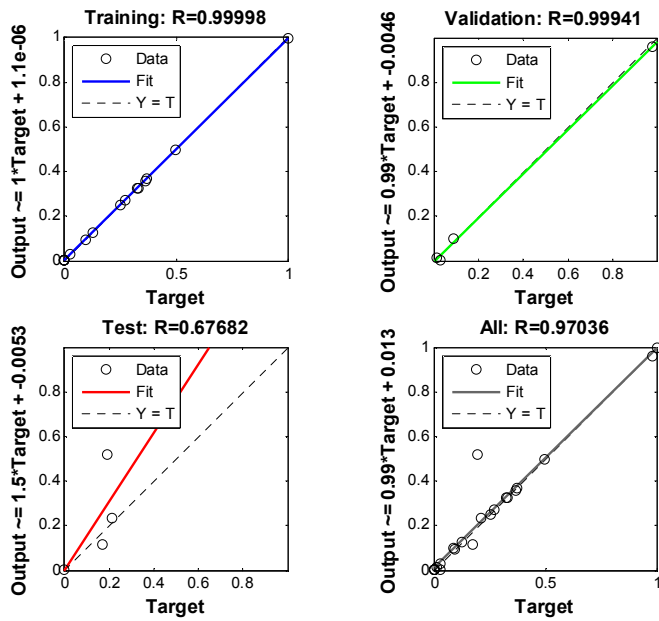
Mois de Mai

Modèle 8 :7:1



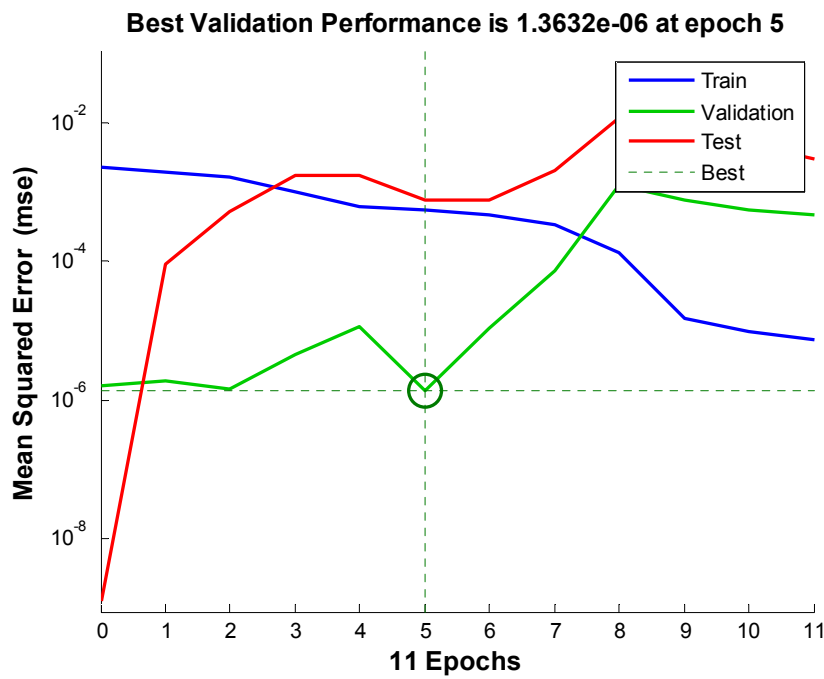
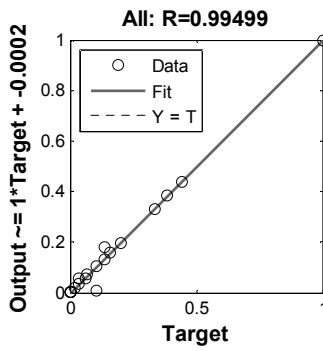
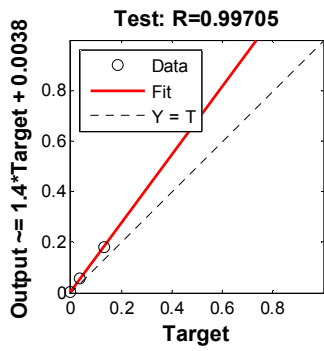
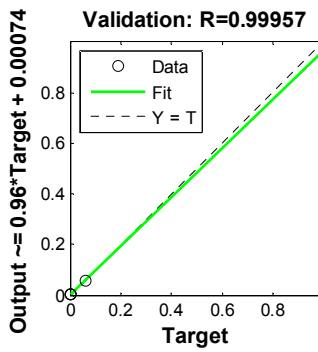
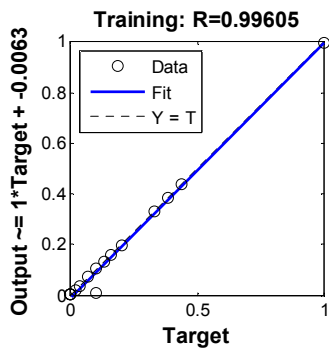
Mois de Juin

Modèle 8 :7:1



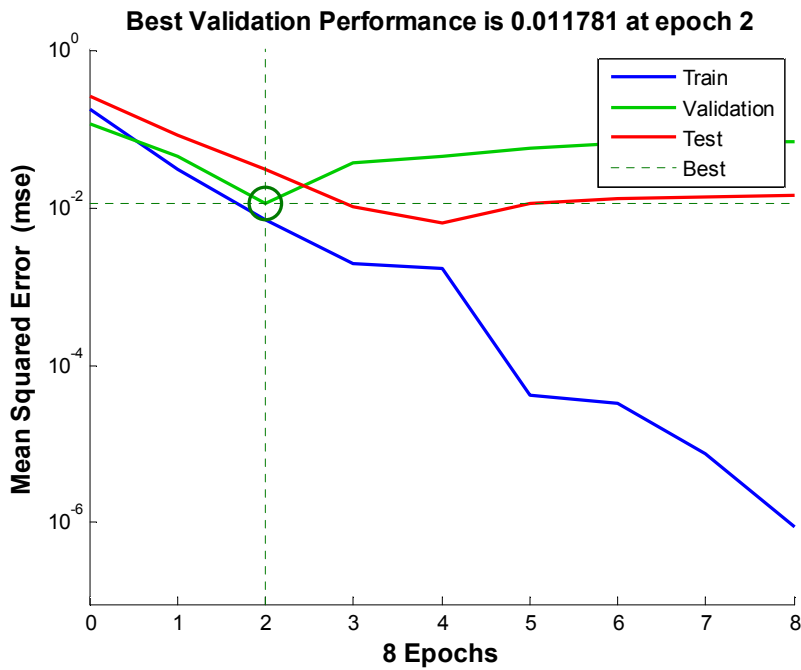
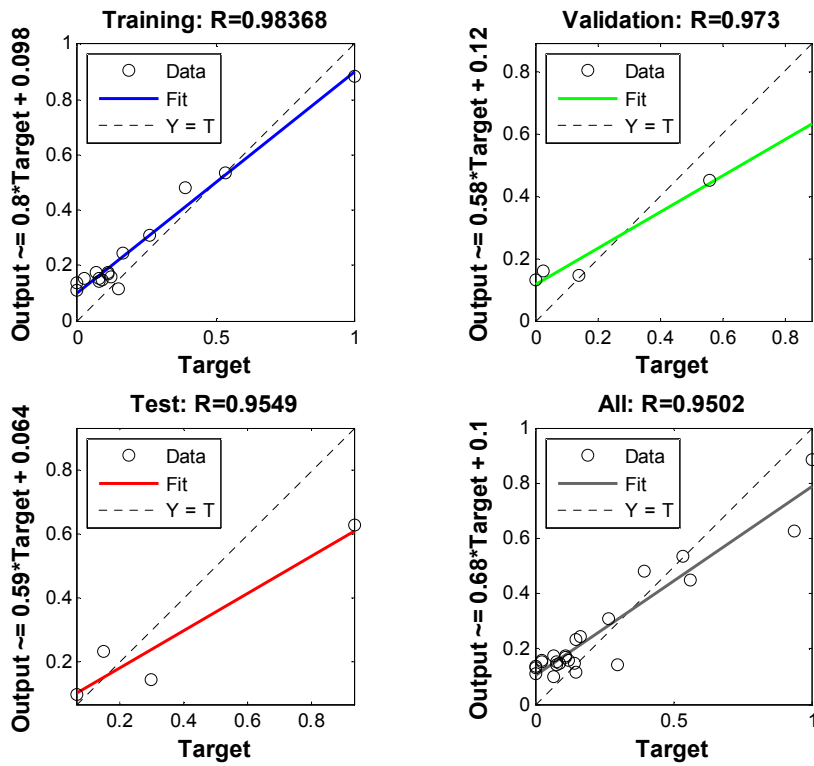
Mois de Juillet

Modèle 8 :8:1



Mois d'Aout

Modèle 8 :6:1



ANNEXE -V-

Comparaison des pluies observées avec pluies prédites mensuelles en fonction du temps des quatre stations synoptiques représentatives du bassin versant de la Seybouse à savoir : la station de Guelma, la station de Bordj Sabath, la station de Bouhadjar et la station de Pont Bouchet.

