

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Hassiba Benbouali de Chlef

Faculté des Sciences de la nature et de la vie.

Département : Sciences agronomiques



THÈSE

Présentée pour l'obtention du diplôme de

DOCTORAT LMD

Filière : Agronomie

Spécialité : Eau et Environnement.

Par

Meriem FELLAG

Thème :

*Caractérisation de la sécheresse météorologique dans la région du
Haut et Moyen Chélif*

*Characterization of meteorological drought in
Upper and Middle Cheliff region*

NEDJAI Saci	Professeur	Université de Chlef	Président
ACHITE Mohammed	Professeur	Université de Chlef	Directeur de thèse
HARTANI Tarik	Professeur	Directeur ENSA- Alger	Examineur
HABIBI Brahim	Professeur	Université de Chlef	Examineur
FEKIR Youcef	MCA	Université de Mascara	Examineur
TOUBAL Abderrezak Kamel	MCA	Université de Chlef	Examineur

Année universitaire : 2025/2026

توصيف الجفاف المناخي في منطقة الشلف الأعلى والأوسط

ملخص

تهدف هذه الدراسة إلى تحليل الخصائص الزمانية والمكانية للجفاف المناخي في منطقة الشلف الأعلى والأوسط، وهي منطقة شبه جافة تقع في شمال غرب الجزائر. تم اعتماد مؤشر الهطول المعياري (SPI) كأداة رئيسية لتقييم شدة الجفاف المناخي. وقد أظهرت دراسة النظام المطري، بالاعتماد على بيانات 50 محطة خلال فترة تمتد لأربعين عاما (1970/71 - 2009/10)، وجود تباين زمني ومكاني ملحوظ في توزيع الأمطار. كما مكّنت تقنيات التحليل الإحصائي للكشف عن الانقطاعات في السلاسل الزمنية من تحديد اتجاهات ذات دلالة إحصائية نحو الزيادة أو النقصان في كميات الأمطار. تم اتباع منهجيتين في دراسة الجفاف: تعتمد الأولى على تحليل مؤشر الهطول المعياري السنوي لـ 11 محطة مرجعية، حيث أظهرت النتائج أن عقد السبعينيات كان أقل تعرضًا لحالات الجفاف، تلاه تذبذب غير منتظم بين سنوات جافة ورطبة. أما المنهجية الثانية فارتكزت على حساب مؤشر الهطول المعياري بمقاييس زمنية مختلفة (شهرية، موسمية وسنوية) لـ 50 محطة مغيائية، وقد مكّن من إجراء تقسيم مجالي للمنطقة إلى ثلاث مناطق باستخدام تحليل المركبات الرئيسية (ACP). أظهرت النمذجة باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية (MLP و RBF) أداءً تنبؤيًا أفضل مقارنة بنموذج الانحدار الخطي المتعدد (MLR)، خاصة لمقاييس SPI-9 و SPI-12. تفوقت MLP على النماذج الأخرى مع R^2 و NSE تجاوزا 0.90 وأخطاء منخفضة ($MAE=0.28$ و $RMSE=0.35$) لمقياس SPI-12، مما يؤكد فعالية هذه النماذج الذكية في نمذجة حالات الجفاف وتوظيفها في خطط إدارة الموارد المائية بشكل مستدام. كما بينت النتائج أن منطقة الدراسة تتسم بعدم الانتظام والتفاوت الكبير في حالات الجفاف بسبب التغير الكبير في توزيع الأمطار زمنيًا ومكانيًا.

الكلمات المفتاحية: الجفاف المناخي، تباين التساقطات، مؤشر الهطول المعياري، التحليل بالمركبات الأساسية ACP، النمذجة، الشبكات العصبية الاصطناعية.

Caractérisation de la sécheresse météorologique dans la région du Haut et Moyen Chélif

Résumé

Dans cette étude, les caractéristiques météorologiques spatiales et temporelles de la sécheresse dans le Haut et Moyen Chélif ; une région semi-aride du nord-ouest algérien ont été examinées en utilisant l'indice standardisé de précipitation (SPI) comme indicateur de la sévérité de la sécheresse météorologique. L'étude du régime pluviométrique de 50 stations pluviométriques réparties sur l'ensemble de la zone d'étude, sur une période de 40 ans (1970/71 - 2009/10), met en évidence une variabilité spatio-temporelle marquée à différentes échelles. L'application de méthodes statistiques de détection de ruptures dans les séries chronologiques a permis d'identifier des tendances significatives à la hausse et à la baisse.

L'étude de la sécheresse météorologique entre 1970/71 et 2009/10 a été menée selon deux approches : la première était l'analyse du SPI annuel sur 11 stations de références, révélant une moindre sécheresse dans les années 1970 suivie d'une variabilité marquée, la deuxième approche reposait sur le calcul du SPI à différentes échelles temporelles sur 50 stations pluviométriques, permettant une régionalisation en trois zones à l'aide de l'Analyse en composantes principales. La modélisation avec les réseaux de neurones (MLP et RBF) a montré de meilleures performances comparées à la régression linéaire multiple (RLM), notamment pour les échelles SPI-9 et SPI-12. Le MLP a surpassé les autres modèles avec des R^2 et NSE dépassant les 0,90 et des erreurs faibles ($MAE=0,28$ et $RMSE=0,35$) pour l'échelle SPI-12, confirmant la pertinence des RNA pour la modélisation de la sécheresse et la gestion durable des ressources en eau. La zone d'étude présente une irrégularité et une hétérogénéité de la sécheresse en raison de la grande variabilité des précipitations, elle peut varier d'un sous-bassin à l'autre et d'une année à l'autre.

Mots clés : sécheresse météorologique, variabilité des précipitations, SPI, ACP, modélisation, RNA.

Characterization of the meteorological drought in the region of the Upper and Middle Cheliff

Abstract

In this research project, the spatial and temporal meteorological characteristics of drought in the Upper and Middle Cheliff; a semi-arid region of northwestern Algeria was examined using the Standardized Precipitation Index (SPI) as a tool for measuring the severity of meteorological drought. The study of the rainfall pattern of 50 stations spread over the entire study area, over a period of 40 years (1970/71 - 2009/10), highlights a marked spatio-temporal variability at different scales. The application of statistical methods to detect breaks in time series has identified significant upward and downward trends. The study of meteorological drought between 1970/71 and 2009/10 was conducted using two approaches: the first was the analysis of the annual SPI at 11 stations, revealing a lesser drought in the 1970s followed by marked variability, the second approach was based on the calculation of SPI at different time scales over 50 rainfall stations, allowing regionalization into three areas using Principal Component Analysis (PCA). Modeling with neural networks (MLP and RBF) showed better performance compared to multiple linear regressions (MLR), notably for SPI-9 and SPI-12 scales. MLP outperformed other models with R^2 and NSE exceeding 0.90 and low errors (MAE=0.28 and RMSE=0.35) for the SPI-12 scale, confirming the relevance of ANNs for drought modeling and sustainable water resources management. The study area presents an irregularity and heterogeneity of drought due to the high variability in precipitation; it can vary from one sub-basin to another and from one year to another.

Keywords: meteorological drought, precipitation variability, SPI, PCA, modeling, ANN.

DÉDICACE

Je dédie cette thèse

A mes parents.

A mon mari.

A mes sœurs et mon frère.

A mes enfants.

A tous ceux qui m'aiment.

REMERCIEMENTS

Ce travail n'aurait vu le jour sans la collaboration de nombreuses personnes qu'il m'est agréable de remercier. Vous me pardonnerez les multiples répétitions car comment exprimer ma reconnaissance qu'en utilisant le mot merci.

Tout d'abord, j'exprime ma profonde gratitude et ma sincère estime à Monsieur Mohammed ACHITE, professeur à l'université Hassiba Benbouali Chlef, non seulement pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de diriger de près mon travail de recherche et avec rigueur scientifique exemplaire, aussi pour sa disponibilité constante, ses précieux conseils, son soutien permanent.

Je tiens à remercier Monsieur Saci NEDJAI, Professeur à l'université de Chlef, pour l'honneur qu'il me fait de présider le jury de ma soutenance ; je lui exprime toute ma gratitude. Je tiens également à remercier les membres du jury : Monsieur le Professeur Tarik Hartani de l'Ecole Nationale Supérieure Agronomique ; Monsieur le Professeur Brahim HABIBI de l'université de Chlef ; Monsieur Youcef FEKIR Maître de conférences à l'université de Mascara et Monsieur Abderrezak TOUBAL Maître de conférences à l'université de Chlef, pour avoir accepté d'évaluer ce travail et d'enrichir le débat avec leur expérience dans le domaine.

Je remercie M. Abdelhamid BRADAI, pour ses encouragements et son soutien.

Je voudrais exprimer ma reconnaissance envers mes collègues, Nassira SALHI, Nesrine BELMILOUD, Imene ELGHADIRI, Nouredine ABDELKRIM, Moussa KOUADRI SAMEUT, Abdelhak BOUHARIRA et Mohammed BENAINI qui m'ont apporté leur soutien moral et intellectuel tout au long de ma démarche, sans oublier le défunt Abderrahmane AKKACHA que dieu lui accorde sa miséricorde.

Table des matières

ملخص	II
Résumé	III
Abstract	IV
Dédicace	V
Remerciements	VI
Table des matières	VII
Liste des figures	XIV
Liste des tableaux	XVIII
Liste des photos	XXI
Liste des abréviations	XXIV
Introduction générale (General introduction)	1

Chapitre I Synthèse Bibliographique

I.1. Introduction	6
I.2. Définitions de la sécheresse	6
I.2.1. La sécheresse météorologique	7
I.2.2. La sécheresse hydrologique	7
I.2.3. La sécheresse agricole	7
I.2.4. La sécheresse socioéconomique	7
I.3. Interactions entre les différents types de sécheresse	8
I.4. Les impacts et les risques de la sécheresse	8
I.4.1. Impacts sociaux	8
I.4.2. Impacts environnementaux	9
I.4.3. Impacts économiques	9
I.5. Caractérisation de la sécheresse	9
I.6. Utilité des indices de la sécheresse	10
I.7. Indices de la sécheresse météorologique	10
I.7.1. Indice de pourcentage à la normale (PN)	10
I.7.2. Indice de pluviosité (IP)	10
I.7.3. Indice de l'écart à la moyenne (Em)	11
I.7.4. Indice des Déciles de précipitation (ID)	11
I.7.5. Rapport à la normale des précipitations (RN)	11
I.7.6. Indice de sévérité de la sécheresse de Palmer (PDSI) (Palmer drought severity index (PDSI))	12
I.7.7. Indice de Sécheresse Efficace (Effective drought Index (EDI))	12
I.7.8. Indice de reconnaissance de sécheresse (Reconnaissance Drought Index RDI)	13
I.7.9. Indice China-Z (China Z index (CZI))	13
I.7.10. Indice standardisé de précipitation (SPI) (Standardized precipitation index (SPI))	13
I.7.11. Indice de précipitations évapotranspiration standardisé (Standardized Precipitation Evapotranspiration Index SPEI)	14
I.8. La Sècheresse en Algérie	14
I.9. Application de l'Indice Standardisé de Précipitations (SPI) dans le monde	15
I.9.1. Asie	15
I.9.2. Amérique	16
I.9.3. Europe	17
I.9.4. Afrique	18
I.10. Conclusion	20

CHAPITRE II : Présentation de la zone d'étude

II.1. Introduction	21
II.2. Situation géographique	21
II.3. Caractéristiques Physiques	24
II.3.1. La géologie.....	24
II.4. Le relief	26
II.4.1. Modèle numérique de terrain (M.N.T)	26
II.4.2. Altitudes.....	26
II.4.3. Classe des pentes	27
II.5. Réseau hydrographique	28
II.6. Etude climatique	29
II.6.1. Pluviométrie	30
II.6.2. Température	31
II.6.3. Humidité relative	32
II.6.4. Vitesse du Vent	33
II.6.5. Indices climatiques	34
II.6.5.1. Diagramme ombrothermique	34
II.6.5.2. Indice d'aridité annuelle de De Martonne	35
II.6.5.3. Quotient pluviométrique d'Emberger	35
II.7. Conclusion	36

Chapitre III Etude du régime pluviométrique

III.1. Introduction	37
III.2. Collecte et mise en forme des données	37
III.3. Comblement de lacunes	39
III.4. Contrôle et homogénéisation des données pluviométriques	40
III.4.1. Méthode des doubles masses	40
III.5. Etude du régime pluviométrique	44
III.5.1. Distribution mensuelle des précipitations	44
III.5.1.1. Répartition spatiale des précipitations moyennes mensuelles (1970/71 -2009/10)...	46
III.5.2. Distribution saisonnière des précipitations	48
III.5.2.1. Répartition spatiale des précipitations moyennes saisonnières (1970/71- 2009/10).	50
III.5.2.2. Régime pluviométrique saisonnier dominant.....	51
III.5.3. Distribution annuelle des précipitations	52
III.5.3.1. Variation de la pluviométrie interannuelle	53
III.6. Détection des ruptures des séries pluviométriques	54
III.6.1. Test de Pettitt (1979).....	55
III.6.2. Segmentation de Hubert	55
III.6.3. Méthode bayésienne de Lee et Heghinian (1977).....	56
III.6.4. Statistique U de Buishand (1982, 1984).....	56
III.7. Conclusion	58

Chapitre IV : Caractérisation de la sécheresse météorologique par l'indice SPI

IV.1. Introduction	59
IV.2. Procédures de calcul de l'Indice SPI	59
IV.2.1. Calcul direct	60
IV.2.2. Calcul indirect	61
IV.3. Lecture des valeurs de l'Indice Standardisé des Précipitations	61
IV.4. Caractérisation spatiotemporelle de la sécheresse météorologique	62
IV.4.1. Application de l'indice SPI-annuel sur les stations de référence	62

IV.4.1.1. La répartition temporelle et spatiale des épisodes secs et humides.....	63
IV.4.2. Application de l'indice SPI sur l'ensemble des stations étudiées	63
IV.4.2.1. L'Analyse en composantes principales (ACP).....	65
IV.2.2. La répartition temporelle et spatiale des épisodes secs et humides.....	66
IV.5. Conclusion.....	75

Chapitre V Évaluation de la sécheresse météorologique par modélisation

V.1. Introduction.....	76
V.2. Définition des Réseaux de neurones artificiels RNA	77
V.3. Architecture de RNA	77
V.3.1. Le réseau de neurones monocouche	77
V.3.2. Le réseau de neurones multicouches : Perceptron multicouche (PMC), Multi Layer Perceptron (MLP).....	77
V.3.3. Le réseau de neurones à propagation avant (Feed-forward neural network)	78
V.3.4. Le réseau de neurones récurrent (Recurrent Neural Network Feed-back)	78
V.3.5. Les réseaux de neurones à résonance (Resonance neural networks).....	78
V.3.6. Les réseaux de neurones auto-organisés (Self-organizing neural networks).....	78
V.4. Apprentissage des RNA	78
<i>L'apprentissage supervisé</i>	<i>79</i>
<i>L'apprentissage non supervisé</i>	<i>79</i>
<i>L'apprentissage renforcé ou semi-supervisé</i>	<i>79</i>
V.5. Les modèles sélectionnés pour la modélisation	79
V.5.1. Régression linéaire multiple RLM (Multiple Linear Regression MLR).....	79
V.5.2. Le perceptron multicouche (Multilayer perceptron MLP).....	79
V.5.3. La fonction à base radiale (Radial basis function RBF).....	80
V.6. Les critères d'évaluation des performances des modèles.....	81
V.7. Sélection des entrées et développement du modèle	82
V.7.1. L'autocorrélation et l'autocorrélation partielle.....	82
V.7.2. Sélection des décalages significatifs à l'aide de l'analyse PACF.....	83
V.8. Résultats de la modélisation par RLM et des RNA sur les données sélectionnées.....	87
V.8.1. Résultats du modèle RLM	87
V.8.2. Résultats du modèle MLP	89
V.8.3. Résultats du modèle RBF	91
V.8.4. Comparaison des résultats des trois (03) modèles.....	93
V.9. Conclusion.....	97
Conclusion générale & recommandations	100
References bibliographiques	
Annexes	

Liste des figures

Chapitre II

Figure II. 1 : Carte de la situation géographique de la région d'étude et le modèle numérique du terrain (MNT).....	22
Figure II. 2 : Délimitation des sous bassins versants du Haut et moyen Chélif	23
Figure II. 3 : Carte géologique de la région du Haut et Moyen Chélif.....	25
Figure II. 4 : Carte des altitudes de la région du Haut et Moyen Chélif.....	27
Figure II. 5 : Carte des pentes de la région de Haut et Moyen Chélif.	28
Figure II. 6 : Carte du réseau hydrographique de la région d'étude.	29
Figure II. 7 : histogramme des Précipitations moyennes mensuelles à Miliana et Chlef (1980-2024).	31
Figure II. 8 : Températures mensuelles moyennes, minimales et maximales à Miliana et à Chlef (1980-2024).....	32
Figure II. 9 : Humidités relatives moyennes mensuelles de la zone d'étude (1980-2024).....	33
Figure II. 10 : Moyennes mensuelles des vitesses du vent moyen à la zone d'étude (1980- 2024).	34
Figure II. 11 : Diagrammes ombrothermiques à Miliana et à Chlef (1980-2024)	34
Figure II.12 : Etage bioclimatique de la zone d'étude (climagramme d'Emberger).....	36

Chapitre III

Figure III.1: Situation des stations pluviométriques choisies dans la région du Haut et Moyen Cheliff.	39
Figure III 2 : Méthode des doubles masses (Touaibia, 2004).	40
Figure III 3: Double masses des séries pluviométriques étudiées (1970/71 – 2009/10).	42
Figure III 4: Précipitations moyennes mensuelles des stations étudiées (1970/71 – 2009/10).	46
Figure III 5 : Cartes de répartition de la pluviométrie moyenne mensuelles (1970/71– 2009/10).....	47
Figure III.6: Précipitations moyennes saisonnières des stations étudiées (1970/71 - 2009/10).	50
Figure III .7: Cartes de distribution de la pluviométrie moyenne saisonnière (1970/71 - 2009/10). ...	50
Figure III.8: Carte de distribution de la pluviométrie moyenne annuelle (1970/71 - 2009/10).....	52
Figure III.9: Variabilité des précipitations annuelles et courbes de tendance des stations étudiées dans la région d'étude (1970/71 – 2009/10).	54

Chapitre IV

Figure IV. 1: L'évolution du SPI sur la période d'étude de chaque station de référence.....	63
Figure IV. 2 : Variabilité spatiale des classes du SPI	64
Figure IV. 3: Évolution temporelle des trois composantes principales pour la série de données SPI pour toutes les échelles du temps étudiées.....	69
Figure IV. 4 : Les classes du SPI selon les composantes principales extraites.....	73

Chapitre V

Figure V. 1 : Structure du perceptron Multicouches (MLP).....	81
Figure V. 2 : Structure d'un Réseaux de neurones (RBF).....	82
Figure V. 3 : Diagrammes de dispersion des valeurs SPI-3 observées et simulées par les modèles MLR, MLP et RBF pendant la période de test aux stations étudiées.....	94

Figure V. 4 : Diagrammes de dispersion des valeurs SPI-6 observées et simulées par les modèles MLR, MLP et RBF pendant la période de test aux stations étudiées.....	95
Figure V. 5: Diagrammes de dispersion des valeurs SPI-9 observées et simulées par les modèles MLR, MLP et RBF pendant la période de test aux stations étudiées.....	96
Figure V. 6: Diagrammes de dispersion des valeurs SPI-12 observées et simulées par les modèles MLR, MLP et RBF pendant la période de test aux stations étudiées.....	96

Liste des tableaux

Chapitre I

Tableau I.1 : Classification des déciles (Gibs et Maher, 1967)	11
---	----

Chapitre II

Tableau II.1 : Codes et dénominations des sous bassin versants du haut et moyen Cheliff.....	23
Tableau II.2 : Découpage administratif de la zone d'étude. (ABH, 2004)	24
Tableau II.3 : Superficies des classes géologiques de la région d'étude.	25
Tableau II.4 : Classes des altitudes de la région d'étude.....	27
Tableau II.5 : Classes des pentes dans la région du Haut et Moyen Chélif.....	288
Tableau II.6 : Caractéristiques des stations climatologiques utilisées.....	30
Tableau II.7 : Précipitations moyennes mensuelles à Miliana et à Chlef (1980-2024).....	30
Tableau II.8 : Températures mensuelles minimales, moyennes et maximales enregistrées à khemis Miliana et à Chlef en (°C) (1980 / 2024).....	31
Tableau II.9 : Humidité relative mensuelle moyenne à Miliana et à Chlef (1980-2024).	32
Tableau 10 : Moyennes mensuelles de la vitesse du vent dans la zone d'étude (m/s) (1980- 2024)....	33

Chapitre III

Tableau III.1 : Stations pluviométriques retenues de la région du Haut et Moyen Chélif.....	37
Tableau III.2 : Stations de référence choisies	41
Tableau III.3 : Précipitations moyennes mensuelles des stations choisies (1970/71-2009/10).....	45
Tableau III.4 : Précipitations moyennes saisonnières des stations étudiées (1970/71 - 2009/10).	49
Tableau III.5 : Régime saisonnier dominant pour chaque station étudiée (1970-71/2009-10).....	51
Tableau III.6 : Paramètres statistiques des précipitations annuelles des stations étudiées pour la période (1970/71-2009/10).....	53
Tableau III.7 :. Résultats des tests statistiques et les années de ruptures dans les stations de référence (1970/71 - 2009/10).....	57

Chapitre IV

Tableau IV. 1 : Classification de la sécheresse sur la base des valeurs de SPI (McKee et al, 1993). ...	62
Tableau IV. 2 : Les pourcentages des variances expliquées par les 3 composantes principales (F1, F2, F3) avant et après rotation.	67

Chapitre V

Tableau V. 1 : Analyse de la fonction d'autocorrélation partielle (PACF) de l'indice SPI aux stations étudiées	84
Tableau V. 2 : Relation sortie-entrée pour la prédiction SPI dans les stations d'étude.	87
Tableau V. 3 : Résultats de la modélisation du SPI par le modèle RLM.....	88
Tableau V. 4 : Résultats de la modélisation du SPI par le modèle MLP	90
Tableau V. 5 : Résultats de la modélisation du SPI par le modèle RBF	92

Liste des abréviations

ABH : Agence du Bassin Hydrique

ACP : Analyse en composantes principales

A.N.R.H : Agence Nationale des Ressources Hydriques

C.V : Coefficient de variation

F.A.O : l'Organisation des Nations unies pour l'alimentation et l'agriculture

HPAE : Hiver Printemps Automne Eté

I : Indice d'aridité annuelle de DE MARTONE

IPCC: Intergovernmental Panel on Climate Change

ISP : Indice Standardisé de Précipitations

MAE: Mean Absolute Error

MNT : **Modèle** numérique du terrain

MLP : Multilayer Perceptron

MLR : Multiple linear regression

NDMC : National Drought Mitigation Center

NSE : Nash Sutcliffe Efficiency

OMM : Organisation Météorologique Mondiale

O.S.S : Observatoire du Sahar et du Sahel

PDSI: Palmer drought severity index

PMC: Perceptron Multicouches

R² : coefficient de détermination

RBF : Radial Basis Function

RLM: Régression linéaire multiple

RMSE: Root Mean Squared Error

RNA : Réseau de neurones artificiels

SIG : Système d'information géographique

SPEI: Standardized Precipitation Evapotranspiration Index

SPI: Standardized Precipitation Index

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

L'un des grands enjeux auxquels font face les sociétés modernes est la variabilité climatique, du fait de ses impacts croissants sur les systèmes hydrologiques, agricoles et socioéconomiques. Dans ce contexte, on observe une irrégularité croissante des conditions météorologiques, caractérisée par une augmentation des températures moyennes, des changements dans le régime des précipitations, une amplification et récurrence des phénomènes extrêmes tels que les sécheresses et les inondations (IPCC, 2021 ; Trenberth et al., 2014). Cette fluctuation des conditions météorologiques influence directement la gestion et l'approvisionnement en eau, notamment dans les zones arides et semi-arides où l'équilibre de l'eau est naturellement instable (FAO, 2016).

La sécheresse, en particulier constitue l'une des manifestations les plus extrêmes de la variabilité climatique. Contrairement aux autres phénomènes naturels, elle progresse lentement, persiste souvent pendant de longues durées et touche plusieurs éléments du cycle de l'eau (Wilhite et Glantz, 1985 ; Mishra et Singh, 2010). La définition de la sécheresse est compliquée par le fait que les sécheresses sont variables dans l'espace et dans le temps, spécifiques à une région, se produisent avec des degrés d'intensité variables et génèrent des impacts négatifs directs ou indirects sur les systèmes écologiques, les activités économiques, les ressources en eau et la vie humaine (Quiring et al., 2003 ; Schwalm et al., 2017 ; Zarei et al., 2021 ; Minea et al., 2022). Le plus souvent la sécheresse est classée en quatre grands types : Sécheresse météorologique, sécheresse agricole, sécheresse hydrologique et sécheresse socio-économique (Wilhite et Glantz, 1985 ; Van Loon, 2015 ; Jamorska et al., 2019 ; Kubiak-Wojcicka et al., 2023). Le début et la fin des sécheresses sont difficiles à prévoir et la compréhension de leurs impacts est complexe en raison de leur variabilité spatiale et temporelle (Wilhite et al., 2007 ; Park et al., 2019).

Pour une gestion durable des ressources en eau, la caractérisation de la sécheresse demeure une étape cruciale. Afin de définir la gravité des épisodes de sécheresse et leur répartition spatiale, les chercheurs ont développé les indices de sécheresse en tant qu'outils d'évaluation et de surveillance (Wu et al., 2011).

Il existe plus de 100 indices dans la littérature pour caractériser la sécheresse selon les catégories météorologiques, hydrologiques, agricoles et socio-économiques, ou leurs combinaisons (Mishra et al., 2010 ; Montaseri et Amirataee, 2017 ; Salimi et al., 2021 ; Kubiak-

Wojcicka et al., 2023). La plupart des études mondiales sur la sécheresse se concentrent sur la surveillance et l'évaluation des sécheresses météorologiques, car elles sont considérées comme la cause de toutes les autres formes de sécheresse (Mianabadi et al., 2022 ; Chen et al., 2024).

Plusieurs indices ont été développés pour étudier ce phénomène, tels que l'indice de gravité de Palmer (Palmer Drought Severity Index, PDSI) (Palmer, 1965) et l'indice de reconnaissance de sécheresse (Reconnaissance Drought Index, RDI) (Tsakiris and Vangelis, 2005), l'indice de Sécheresse Efficace (Effective Drought Index, EDI) (Byun et Wilhite, 1999) et l'indice standardisé de précipitations (Standardized precipitation Index, SPI) (McKee et al., 1993). Ce dernier est recommandé par de nombreuses organisations telles que l'Organisation météorologique mondiale (OMM) et bien d'autres pour sa simplicité, sa robustesse et sa flexibilité pour l'analyse de la sécheresse car il peut être utilisé à différents niveaux.

Les sécheresses météorologiques dans les régions arides sont particulièrement dangereuses, car ces zones disposent déjà de ressources en eau limitées (Chen et al., 2024). Plusieurs recherches à l'échelle internationale se sont focalisées sur l'évaluation des sécheresses météorologiques (Mathbout et al., 2018 ; Myronidis et al., 2018 ; Liu et al., 2021 ; Simsek et al., 2023 ; Kubiak-Wójcicka et al., 2023).

De graves sécheresses frappent l'Afrique du Nord depuis plusieurs décennies et l'Algérie ne fait pas exception (Megnounif et Ghenim, 2013). La sécheresse météorologique a fait l'objet de plusieurs études scientifiques. La plupart des recherches sur la sécheresse et le changement climatique en Algérie ont été menées dans le nord du pays. (Seltzer, 1946 ; Farmer et Wigley, 1985 ; Kadi, 1995 ; Bouguerra et al., 2024). Le nord-est de l'Algérie a connu une diminution considérable des précipitations au cours des dernières décennies tandis que la température, l'évaporation et l'intensité des précipitations ont augmenté (Khoualdia et al. 2014 ; Mostafa-Kara 2013 ; Denidina et al. 2020 ; Bentchakal 2022 ; Merabti et al., 2023). Le nord-ouest de l'Algérie a également subi plusieurs sécheresses de diverses intensités. Selon Matari et Douguedroit (1995), les sécheresses qui ont frappé l'ouest algérien dans les années 1940 étaient dues à une diminution des précipitations au printemps, tandis que celles des années 1980 étaient liées à une baisse des précipitations en hiver. Les sécheresses les plus récentes ont été encore plus marquantes par leur ampleur et leur intensité (Meddi et Hubert, 2003 ; Achite et Touaibia, 2007 ; Meddi et Meddi, 2009). Elles se sont caractérisées par des déficits pluviométriques qui ont abouti à une baisse significative des débits mensuels moyens (Hamlaoui-Moulai et al., 2013 ; Zeroual et al., 2017).

Les travaux de Meddi et al. (2010) montrent une baisse significative des précipitations annuelles depuis les années 1970 dans le bassin de la Tafna avec une diminution d'au moins $\approx 20\%$ dans certaines stations marquant le début d'une phase sèche persistante à l'échelle régionale. Achite et al. (2021) ont analysé les caractéristiques spatio-temporelles des sécheresses météorologiques dans le bassin de la Wadi Mina à l'aide de l'indice SPI, révélant une forte variabilité interannuelle et une intensification des épisodes secs à partir des années 1980. Habibi et al. (2018) ont étudié la probabilité d'occurrence de sécheresse à l'aide du SPI et des chaînes de Markov dans le bassin du Cheliff-Zahrez, indiquant que la probabilité de deux années de sécheresse consécutives semble plus élevée dans les bassins versants sud. Les résultats obtenus indiquent que la sécheresse varie significativement dans la zone d'étude. Des résultats similaires ont été obtenus dans l'étude de Merabti et al. (2023) qui ont identifié des sous-régions présentant des différences importantes liées à leur éloignement de la mer Méditerranée. L'étude de Bouguerra et al. (2024) a examiné la variabilité spatiale et temporelle de la sécheresse météorologique dans le nord de l'Algérie en se basant sur l'indice de précipitations standardisé (ISP) et l'analyse en composantes principales (ACP) combinées aux indices de circulation atmosphérique. Messis et al. (2024) et Ceppi et al. (2025) ont montré, à travers les indices SPI et SPEI, une aggravation progressive des sécheresses depuis les années 1990, particulièrement entre 1998–2002 et 2016–2019, avec une baisse moyenne des précipitations d'environ 10 % par décennie.

Dans l'objectif d'analyser la variabilité spatio-temporelle de la sécheresse météorologique au nord-ouest de l'Algérie, la région du Haut et Moyen Cheliff a été choisie comme zone d'application dans le présent travail, région à fort enjeu agricole et hydrologique, elle se caractérise par une forte variabilité interannuelle des précipitations. Notre zone d'étude appartient au grand bassin du Chélif. Ce dernier est caractérisé par sa forte exposition aux épisodes de sécheresse et une baisse progressive des précipitations observée au cours des dernières décennies. (Meddi et Boucefiane, 2013, Habibi, 2018).

L'approche de la modélisation de la sécheresse contribue de manière importante dans la compréhension, la prévision et la gestion de ce phénomène complexe. Elle permet d'anticiper les épisodes de sécheresse grâce à des systèmes d'alerte précoce (Mishra & Singh, 2010) et d'analyser les relations entre variables climatiques et réponses hydrologiques à différentes échelles spatio-temporelles. Elle constitue également un outil d'aide à la décision dans la gestion durable des ressources en eau (Vicente-Serrano et al., 2004). L'intégration des techniques d'intelligence artificielle, telles que les réseaux de neurones, améliorent

considérablement la précision des prévisions (Deo et Şahin, 2015 ; Anshuka et al., 2019). La modélisation permet d'identifier les zones les plus vulnérables, renforçant ainsi la résilience face aux changements climatiques (Wilhite & Glantz, 1985).

Différentes approches ont été développées pour la prévision des sécheresses. Parmi les premières figurent les modèles stochastiques, tels que les chaînes de Markov (Paulo et Pereira, 2006 ; Nalbantis et Tsakiris, 2009 ; Aviles et al., 2015) et les modèles ARIMA et SARIMA (Mishra et Desai, 2005 ; Fernandez et al., 2009). Ces dernières décennies, les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont montré une efficacité notable pour modéliser les séries chronologiques non linéaires et non stationnaires en hydrologie (Kim et Valdés, 2003 ; Mishra et Desai, 2006 ; Jain et Kumar, 2007 ; Pulido-Calvo et al., 2012 ; Hosseini-Moghari et Araghinejad, 2015 ; Djerbouai et Souag-Gamane, 2016 ; Drisya et al., 2021 ; Roushangar et al., 2022). Plusieurs travaux ont comparé les performances de ces modèles pour la prévision de l'indice SPI. Hosseini-Moghari et Araghinejad (2015) ont évalué les modèles MLP, RBF et GRNN en Iran, tandis que Malik et al. (2020, 2021) ont testé les modèles CANFIS, MLPNN et MLR dans les régions de Kumaon et Garhwal (Inde), confirmant la supériorité des approches neuronales. Achite et al. (2022) ont comparé plusieurs méthodes d'apprentissage automatique (ANN, ANFIS, SVM, DT) pour la prévision de la sécheresse dans le bassin du Wadi Ouahrane à partir des indices SPI et SRI. En utilisant des données mensuelles de 1972 à 2018, ils ont montré que tous les modèles donnent des résultats acceptables, mais que le SVM offre la meilleure précision (R^2 jusqu'à 0,95) et une bonne stabilité, tandis que l'ANFIS et le DT sont moins performants. L'étude recommande le SVM pour la modélisation de la sécheresse hydrologique en milieu semi-aride algérien.

Une caractérisation précise de la sécheresse fournit aux décideurs une évaluation fiable des particularités de la variabilité climatique, ce qui permet une mise en place des stratégies de prévention et de protection contre d'éventuels impacts.

A partir de ce qu'a été décrit précédemment, le présent travail a pour objectifs : l'analyse de la variabilité pluviométrique ; la caractérisation de la sécheresse météorologique dans la région du Haut et Moyen Chélib par l'indice SPI et l'évaluation de la performance des RNA dans la Modélisation de la sécheresse météorologique. Pour aboutir à ces objectifs, Ce travail s'articulera en cinq chapitres comme suit :

Le premier chapitre présente une synthèse bibliographique portant sur les différentes définitions de la sécheresse, les principaux indices utilisés pour sa caractérisation, ainsi qu'une synthèse de nombreux travaux ayant recours à l'Indice SPI pour l'analyse de ce phénomène.

Le second chapitre concerne une présentation générale de la région du Haut et Moyen Chéouiff du point de vue géographique, géologique et hydroclimatique ainsi que les caractéristiques hydrologiques.

Le troisième chapitre est consacré à l'étude du régime pluviométrique. Cinquante stations pluviométriques, réparties sur la zone d'étude et couvrant la période de 1970/1971 à 2009/2010, ont été analysées. À l'aide de tests statistiques recommandés par l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM), cette analyse vise à détecter d'éventuelles années de rupture au cours de ces 40 années d'observation.

L'objectif principal du quatrième chapitre est la caractérisation de la sécheresse à travers deux approches complémentaires. La première est fondée sur l'application de l'indice SPI à l'échelle annuelle sur onze (11) stations de référence, couvrant une période de quarante ans (1970/1971–2009/2010). La seconde repose sur l'analyse du SPI à différentes échelles temporelles, appliquée aux cinquante (50) stations réparties dans la zone d'étude sur la même période. La répartition spatiale des résultats issus de ces deux approches est représentée à l'aide des Systèmes d'Information Géographique (SIG).

Le dernier chapitre a analysé la pertinence des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA), en particulier le perceptron multicouche (Multilayer Perceptron, MLP) et la fonction de base radiale (Radial Basis Function, RBF), ainsi que celle du modèle de régression linéaire multiple (RLM), pour la simulation de la sécheresse météorologique à partir de l'indice SPI, considéré à différentes échelles temporelles.

Le manuscrit se conclut par une synthèse générale mettant en évidence les principaux résultats obtenus, ainsi que par des recommandations visant à contribuer à une meilleure gestion du phénomène de sécheresse.

CHAPITRE I

SYNTHESE BIBLIOGRAPHIQUE

Chapitre I : Synthèse bibliographique

I.1. Introduction

La sécheresse est un aléa naturel récurrent du climat. Elle est considérée comme un événement climatique extrême qui a pris une attention particulière de la part des chercheurs (Changnon et al., 2000), elle peut être aussi avoir été le plus grave risque climatique au 20^e siècle posant des problèmes significatifs dans le monde (Obasi, 1994).

Dans ce chapitre les définitions, les types de la sécheresse et ces impacts sur les différents secteurs sont présentés, ainsi que les indices de la sécheresse météorologique ; objet de notre étude.

I.2. Définitions de la sécheresse

La sécheresse se spécifie des autres phénomènes naturels par l'absence d'une définition universelle bien précise (OMM, 2006), une véritable définition identifie le début, la fin, la sévérité et l'étendue spatiale de phénomène, sur la base des résultats de traitement des données météorologiques.

La communauté scientifique, et notamment l'American Meteorological Society, s'accorde sur le fait qu'une sécheresse est caractérisée par un déficit marqué ou une absence prolongée des disponibilités naturelles en eau par rapport à la normale (Boken, 2005 ; Heim, 2002 ; Palmer, 1965)

Wilhite et Glantz (1985) ont évalué à plus de 150 le nombre de définitions de sécheresse publiées dans la littérature scientifique reflétant la complexité du phénomène. Le NDMC (2008) a divisé ces définitions en deux classes principales :

-Les définitions conceptuelles qui visent à mieux comprendre la notion de la sécheresse. Ces définitions aident à établir des politiques de gestion des risques. L'American Heritage Dictionary (1976) définit la sécheresse comme « une longue période sans pluie, en particulier au cours d'une période de plantation ».

-Les définitions opérationnelles jouent un rôle essentiel dans la précision de début, de fin et de degré de sévérité de la sécheresse (OSS, 2009). Ce type de définition peut aider à mieux se préparer pour l'occurrence d'éventuelles sécheresses. Les estimations des impacts potentiels sont incluses dans certaines définitions opérationnelles (whilite et Glantz, 1985).

Selon les définitions opérationnelles, la sécheresse se divise en quatre principaux types ; météorologique, hydrologique, agricole et socioéconomique. Ces sécheresses peuvent ne pas se manifester simultanément.

I.2.1. La sécheresse météorologique

La sécheresse météorologique résulte directement d'un déficit pluviométrique lié à qui provoque une diminution de l'approvisionnement en eau affectant la flore et la faune d'une région donnée (Dracup et al., 1980 ; Whilite et Glantz, 1985). Une absence prolongée ou une réduction, voire une répartition irrégulière des précipitations caractérisent cette sécheresse affectant une région donnée sur une période de temps déterminée (OSS, 2009).

Cette forme de sécheresse est généralement définie en fonction d'une moyenne ou normale climatique qui varie d'un endroit à l'autre.

I.2.2. La sécheresse hydrologique

Ce type de sécheresse est caractérisé par une insuffisance prolongée des ressources en eau disponibles en termes de débit, de stockage des réservoirs et des niveaux des nappes phréatiques (Wilhite, 2000). Elle résulte d'un déficit pluviométrique prolongé dans les bassins versants, entraînant une diminution des écoulements de surface, une recharge réduite des nappes souterraines, ainsi qu'un impact négatif sur les activités d'irrigation. (Mokssit, 1996).

I.2.3. La sécheresse agricole

La sécheresse agricole se définit comme une période de déficit pluviométrique qui affecte directement les activités agricoles en conséquence de déficits d'humidité du sol (Dracup et al., 1980). Cette situation compromet les rendements agricoles et peut également mettre en péril le bétail, en réduisant les ressources alimentaires et en eau nécessaires à leur survie.

I.2.4. La sécheresse socioéconomique

La sécheresse socio-économique est utilisée pour se référer à la situation qui se produit lorsque les pénuries d'eau commencent à impacter les populations et leurs conditions de vie. Elle reflète l'interaction entre l'offre limitée et la demande croissante de certains biens et services économiques affectés par les sécheresses météorologique, hydrologique et agricole (NDMC, 2008).

I.3. Interactions entre les différents types de sécheresse

Il existe une relation étroite entre les différents types de sécheresse. En effet, les sécheresses agricoles, hydrologique et socioéconomique découlent généralement d'une sécheresse météorologique initiale. Souvent, c'est la sécheresse agricole qui se manifeste en premier lieu lorsqu'il y a un déficit pluviométrique (sécheresse météorologique). en raison de sa dépendance directe à l'humidité du sol (rapidement épuisable), le secteur agricole étant le premier à être affecté. (O.S.S., 2009).

La sécheresse hydrologique se manifeste si ce déficit persiste sur plusieurs mois, Elle est marquée par une diminution notable des débits des cours d'eau, ainsi que par une baisse du niveau des lacs et des nappes souterraines.

Les différents types de sécheresses peuvent se cumuler si la sécheresse persiste, donnant lieu à des sécheresses socio-économiques notables.

La demande en eau augmente de plus en plus en raison de la sécheresse, limitant l'offre en raison de cette sécheresse. Ainsi, il paraît évident que les différentes sécheresses interagissent entre elles, dans une dynamique temporelle, où la durée du phénomène joue un rôle crucial dans l'intensification de ses impacts (O.S.S., 2009).

I.4. Les impacts et les risques de la sécheresse

Les sécheresses peuvent affecter de vastes territoires, touchant des pays entiers ou des parties de continents ; elles peuvent durer plusieurs mois voire plusieurs années dans certains cas (Benzarti, et al, 2001). Les impacts de la sécheresse sont multiples et peuvent compromettre plusieurs secteurs stratégiques, notamment sur les plans économique, social et environnemental.

I.4.1. Impacts sociaux

La sécheresse peut avoir de profondes répercussions sur la société, notamment en altérant la qualité de l'air et de l'eau, ou en augmentant le risque d'incendies, ce qui affecte indirectement la santé et la sécurité publique. Parmi les principaux impacts sociaux, on peut citer :

- La propagation des maladies et l'apparition des épidémies et les difficultés des soins personnels ;
- Abandon d'activités, faibles capacités d'épargne et chômages ;
- Les famines en raison de la malnutrition. (Ameziane et al., 2007)

I.4.2. Impacts environnementaux

La raréfaction de la ressource en eau causée par les épisodes de sécheresse, engendre de multiples perturbations environnementales, parmi lesquelles :

- La surexploitation des réserves d'eaux souterraines et superficielles réduisant leur disponibilité et dégradant leur qualité (extension des pollutions, augmentation de la salinité)
- Une vulnérabilité accrue des forêts aux incendies provoquant la destruction des espaces verts, la pollution de l'air, les dommages dans les prairies et les habitats naturels.
- Des pertes en eau dans les lacs naturels et artificiels affectant la biodiversité aquatique, ainsi la valeur esthétique et écologique des paysages. (Ameziane et al., 2007)

I.4.3. Impacts économiques

La persistance de la sécheresse entraîne une hausse de la demande en eau, tandis que l'offre diminue entraînant :

- La baisse de la production dans différents secteurs clés.
- Des répercussions négatives sur le secteur du tourisme à cause de la diminution de l'eau disponible pour l'alimentation des infrastructures.
- La hausse des charges financières liées aux mesures d'urgence destinés à atténuer la rareté de l'eau et à modérer la consommation (Ameziane et al., 2007)

I.5. Caractérisation de la sécheresse

Il est très difficile d'identifier le début et la fin de la sécheresse vu la complexité du phénomène. La sécheresse se caractérise par plusieurs paramètres : sa sévérité (ou intensité), sa durée, et son étendue spatiale. Son évaluation nécessite le recours à une large gamme d'indices.

Le type de sécheresse détermine l'indice adéquat à sélectionner. La sécheresse météorologique s'évalue à l'aide de certains indices en s'appuyant principalement sur l'étude des données historiques des précipitations, tandis que d'autres indices sont mieux adaptés pour l'évaluation des sécheresses agricoles ou hydrologiques (Ameziane et al., 2007).

I.6. Utilité des indices de la sécheresse

Les avantages des indices de sécheresses sont multiples : ils permettent d'avoir rapidement une compréhension de phénomènes complexes comme la famine et la pauvreté. Cela permet aux décideurs l'adoption des mesures adaptées car ils sont les principaux utilisateurs de ces indices (Feitelson et Chenoweth, 2002 ; Eriksen et Kelly, 2006).

Au niveau mondial, ces indices permettent des évaluations comparatives entre pays, ce qui contribue ainsi à déterminer les zones nécessitant une aide prioritaire. Au niveau local, ils sont utiles pour détecter les hétérogénéités, souvent masquées par les analyses globales et de cibler encore une fois les zones les plus vulnérables. (Sullivan et Meigh, 2007).

Enfin, ces outils facilitent la comparaison des situations à travers le temps afin d'évaluer l'efficacité des politiques mises en œuvre, et ajuster les stratégies de gestion (Eriksen et Kelly, 2006).

Ce chapitre est consacré à l'analyse de la sécheresse météorologique, considérée comme le point de départ des autres formes de sécheresse (agricole, hydrologique et socio-économique). Une synthèse des principaux indices appropriés à l'évaluation de ce type de sécheresse y est présentée.

I.7.Indices de la sécheresse météorologique

Les chercheurs ont développé des indices permettant l'identification et la caractérisation de la sécheresse météorologique. On peut citer :

I.7.1. Indice de pourcentage à la normale (PN)

Cet indice mesure, en pourcentage, la variation des précipitations par rapport à la normale historique sur une période similaire (Hayes et al., 1999).

I.7.2. Indice de pluviosité (IP)

Si le rapport entre les précipitations de l'année en cours (P_i) et la moyenne historique (P_m) dépasse 1, l'année est dite humide ; dans le cas contraire, elle est qualifiée de sèche (formule I.1).

$$IP = P_i/P_m \quad (I.1)$$

I.7.3. Indice de l'écart à la moyenne (Em)

C'est un indice utilisé pour évaluer le déficit en précipitations à l'échelle annuelle. Il se réfère à la différence entre le total des précipitations pour une année (P_i) et la hauteur moyenne annuelle des précipitations sur une période de référence (P_m) (formule I.2)

$$Em = Pi - Pm \quad (I.2)$$

Si l'écart est négatif, cela indique une année déficitaire et d'une année excédentaire lorsque l'écart est positif (Khaldi, 2005).

I.7.4. Indice des Déciles de précipitation (ID)

C'est l'indice proposé par Gibbs et Maher en 1967, il permet l'analyse de la fréquence d'un événement pluviométrique (Coughlan, 1987). Une distribution de fréquences est construite à partir de séries de précipitations mensuelles à long terme disposées d'une façon décroissante. Cette distribution est fractionnée en dix parties représentant chacune 10 % de la distribution (dix déciles) (Morid et al., 2007), Le cinquième décile traduit la valeur médiane tandis que le dixième décile représente la valeur maximale des précipitations reçues à l'échelle d'une région donnée et une période de temps déterminée (tableau I.1)

Tableau I.1 : Classification des déciles (Gibs et Maher, 1967)

Décile	Classe de décile
Décile 1-2	Nettement inférieur à la normale
Décile 3-4	Inférieur à la normale
Décile 5-6	Proche de la normale
Décile 7-8	Supérieur à la normale
Décile 9-10	Nettement supérieurs à la normale

I.7.5. Rapport à la normale des précipitations (RN)

Cet indice sert à mesurer l'écart des précipitations annuelles par rapport à la normale climatique. Il est calculé par la formule I.3 et exprimé en pourcentage (Khaldi, 2005)

$$RN (\%) = (Pi/Pn)*100 \quad (I.3)$$

Où :

RN : rapport à la normale des précipitations en pourcentage.

Pi : précipitation annuelle (mm).

Pn : précipitation normale (mm).

I.7.6. Indice de sévérité de la sécheresse de Palmer (PDSI) (Palmer drought severity index (PDSI))

Afin de procéder à une évaluation exhaustive des sécheresses passées et actuelles, Palmer (1965) a développé le **PDSI** (Palmer Drought Severity Index). Cet indice prend en considération l'état du sol, les précipitations et l'évapotranspiration, il mesure l'écart entre l'offre et la demande en eau dans le sol permettant d'évaluer à la fois les phases sèches et les phases humides.

I.7.7. Indice de Sécheresse Efficace (Effective drought Index (EDI))

Cet indice est développé par Byun et Wilhite (1999). C'est le seul indice spécialement conçu pour calculer la gravité quotidienne de la sécheresse. Les équations suivantes sont utilisées pour les calculs de l'EDI :

$$PE_i = \sum_{n=1}^i [(\sum_{m=1}^n P_m)/n] \quad (I.4)$$

$$EPE = PE - PEM \quad (I.5)$$

$$EDI = EPE / SD(EPE) \quad (I.6)$$

avec :

PE_i : Précipitations Efficaces (mm) ; i commence à 365 ;

P_m : Précipitations pour une journée (mm) ;

m : nombre de jours avant une date spécifique ;

PE : Précipitations efficaces pendant 365 jours à partir d'une date donnée ;

PEM : Précipitations Efficaces Moyennes sur période d'observation (mm) ;

EPE : Ecart de PE par rapport au PEM.

L'indice EDI varie de la classe sécheresse extrême (EDI est ≤ -2) et proche de la normale (1 < EDI ≤ 1).

I.7.8. Indice de reconnaissance de sécheresse (Reconnaissance Drought Index RDI)

L'indice **RDI** est proposé par Tsakiris et Vangelis (2005), il prend en compte l'effet de la température, plus exactement l'évapotranspiration potentielle. Cet indice est calculé par l'équation suivante :

$$RDI_k = \frac{\sum_{j=1}^{j=k} P_j}{\sum_{j=1}^{j=k} PET_j} \quad (I.7)$$

P_j : Précipitations du j-ième mois de l'année hydrologique (mm) ;

PET_j : Evapotranspiration potentielle du j-ième mois de l'année hydrologique (mm).

Si l'année hydrologique commence en octobre, donc pour octobre $k=1$ (Tsakiris et Vangelis, 2005).

I.7.9. Indice China-Z (China-Z Index, CZI)

C'est un indice lié à la transformation en racine cubique de Wilson-Hilferty (Kendall et Stuart, 1977). En supposant que les données sur les précipitations obéissent à la distribution de Pearson de type III, le CZI est calculé comme suit :

$$ZI_{ij} = \frac{6}{c_{si}} \left(\frac{c_{si}}{2} \varphi_{ij} + 1 \right)^{1/3} - \frac{6}{c_{si}} + \frac{c_{si}}{6} \quad (I.8)$$

$$c_{si} = \frac{(x_{ij} - \bar{x}_i)^3}{n \times \sigma^3} \quad (I.9)$$

$$\varphi_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{\sigma_i} \quad (I.10)$$

Avec

ZI_{ij} : est le CZI du mois en cours (j) pour l'échelle du temps i, ($i=1,2,3 \dots 72$ mois) (Wu et al., 2001) ;

c_{si} : le coefficient d'asymétrie ;

n : le nombre total de mois dans l'enregistrement ;

φ_{ij} : variable standardisée, également appelée le Z-Score ;

x_{ij} : Précipitations de j mois pour la période i.

I.7.10. Indice standardisé de précipitation (SPI) (Standardized precipitation index (SPI))

McKee et al. (1993) ont développé l'indice standardisé de précipitations pour surveiller la sécheresse dans le monde. Le SPI s'est largement imposé en climatologie comme indice d'évaluation universel de la sécheresse météorologique en raison de ses nombreux avantages (OMM, 2006, Hayes et al., 2011). C'est un outil de mesure simple et puissant, fondé sur les données pluviométriques, il sert à vérifier les périodes sèches que les périodes humides sur différentes échelles du temps allant de 1 à 24 mois et sur différentes régions (espaces). (Guttman, 1994 ; Edwards et McKee, 1997; Hayes et al, 1999). Le calcul de cet indice est détaillé dans le Chapitre IV.

I.7.11. Indice standardisé de précipitations et d'évapotranspiration (Standardized Precipitation Evapotranspiration Index, SPEI)

Le SPEI est un indice de sécheresse qui peut mesurer la sévérité de sécheresse selon son intensité et durée, et peut identifier le début et la fin des épisodes de sécheresse. La procédure de calcul du SPEI est similaire à celle du SPI, mais le SPEI utilise la différence entre les précipitations et l'évapotranspiration de référence ($P - ET_0$), plutôt que les précipitations (P) comme entrée. Afin d'estimer la valeur de SPEI, la différence du bilan hydrique est normalisée en tant que distribution de probabilité log-logistique. L'équation suivante exprime la fonction de densité de probabilité :

$$f(x) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{x-\gamma}{\alpha} \right) \left[1 + \left(\frac{x-\gamma}{\alpha} \right) \right]^{-2} \quad (I.11)$$

où α , β et γ représentent respectivement l'échelle, la forme et l'origine. Par conséquent, la fonction de distribution de probabilité peut être exprimée comme suit :

$$F(x) = \left[1 + \left(\frac{\alpha}{x-\gamma} \right)^\beta \right]^{-1} \quad (I.12)$$

Selon Vicenté-Serrano (2010), le calcul du SPEI est comme suit :

$$SPEI = W - \frac{C_0 + C_1W + C_2W^2}{1 + d_1W + d_2W^2 + d_3W^3} \quad (I.13)$$

avec : $C_0=2.5155, C_1=0.8028, C_2=0.0203, d_1 = 1.4327, d_2 = 0.1892, d_3 = 0.0013$.

Lorsque $P \leq 0,5$, $W = \sqrt{-2 \ln (P)}$, et lorsque $P > 0,5$, $W = \sqrt{-2 \ln (1 - p)}$

I.8. La Sècheresse en Algérie

En Algérie, la sécheresse représente l'une des manifestations les plus préoccupantes de la variabilité climatique régionale. Nombreuses sécheresses ont déjà été observées au début du 20ème siècle, durant les années 1940 et depuis les années 1970 (Seltzer, 1946 ; Demmak, 1982 ; Farmer et Wigley, 1985 ; Kadi, 1995).

L'Algérie nord- occidentale a connu également de nombreuses sécheresses d'ampleur variable. Les sécheresses des années 1940 dans l'ouest de l'Algérie étaient principalement liées à une baisse des précipitations au printemps, tandis que celles des années 1980 résultaient d'une diminution des pluies hivernales. (Matari et Douguedroit, 1995).

Les études menée sur les sécheresses en Algérie ont mis en évidence que les plus récentes sont remarquables par leur intensité et leur étendue spatiale (Meddi et Hubert, 2003 ; Meddi H

et Meddi M, 2009 ; Achite et al., 2021), marquées par des déficits de précipitations sur différentes régions (Hamlaoui-Moulai et al., 2013, Taibi et al., 2017 ; Zeroual et al., 2017 ; Habibi et Meddi, 2021) entraînant une baisse notable des débits moyens mensuels (Zeroual et al., 2013).

I.9. Application de l'Indice Standardisé de Précipitations (SPI) dans le monde

L'élaboration et le développement d'une multitude d'indices climatiques a pour objectif principal de quantifier la sécheresse permettant ainsi de développer une diversité d'approches, méthodes et expériences utiles pour faire face à cette problématique qui préoccupe les chercheurs et les décideurs dans le monde entier. Notre étude sur la sécheresse météorologique se concentre sur l'application de l'indice standardisé de précipitation (SPI). Pour cela nous allons présenter quelques travaux récents réalisés sur la sécheresse dans le monde utilisant cet indice.

I.9.1. Asie

➤ La Palestine

- **Shadeed (2013)** : Cette étude a évalué la vulnérabilité globale à la sécheresse météorologique dans la partie nord-est de la Cisjordanie sur le bassin versant de Faria, avec une superficie totale d'environ 320 km² en reconstituant les occurrences historiques de sécheresse à l'échelle de temps annuelle et les classes de sécheresse identifiées par le SPI. L'analyse de la variabilité des précipitations pour la période 1960–2003 sur 6 stations pluviométriques couvrant la zone d'étude a montré que la sécheresse s'est produite pendant 21 des 43 années dans le bassin versant de Faria.

➤ La Chine

- **He et al. (2015)** : Cet article a analysé les modèles spatiaux et temporels des conditions sèches et humides dans le bassin de la rivière Huai grâce à l'analyse statistique du SPI annuel et saisonnier sur 134 séries chronologiques de pluie couvrant une période de 52 ans (1961-2013). Une tendance à la baisse dans 86 stations a été détectée dans les séries annuelles SPI et une tendance à la hausse dans les autres stations. Sur le plan saisonnier. Les tendances des séries SPI du printemps et de l'été ont été pour la plupart insignifiantes, tandis que celles de l'automne et de l'hiver, significatives ($\alpha = 0,10$) à plus de 30 stations.

➤ L'Inde

- **Bhunja et al. (2020)** : L'étude a analysé les phénomènes de sécheresse dans les étapes pré-mousson, mousson, post-mousson et mensuelles dans trois zones vulnérables à la sécheresse (Purulia, Bankura, Midnapore) au Bengale occidental en Inde par le calcul de SPI pour la période de 1901 jusqu'à 2017. Les résultats ont montré une fréquence croissante des événements de sécheresse expliquant la pénurie d'eau dans la zone d'étude.

➤ **Afghanistan**

- **Alkozay (2023)** : l'étude est menée dans la province d'Hérat (Afghanistan) sur une période de 43 ans, le calcul de SPI (1, 3, 6 et 12 mois) a permis une caractérisation de la sécheresse. Les résultats montrent que la fréquence et la durée des sécheresses augmentent avec l'échelle de temps et que l'année de sécheresse extrême commune à toutes les stations était 2001, mais que la plus extrême s'est produite en 2009, avec une intensité deux fois supérieure à celle de 2001. Au cours des 43 dernières années, la station de Cheldkhtaran a connu la plus forte proportion de sécheresse, soit 28,5 %.

1.9.2. Amérique

➤ **Les Etats unis (USA)**

- **Chen et al. (2012)** : Pour caractériser les conditions de sécheresse dans le Sud des Etats unis et d'explorer les impacts sur la fonction de l'écosystème terrestre, l'indice standardisé de précipitations (SPI) a été utilisé sur les échelles du temps 1, 2, 3, 4, 5, 6, 9, 12 et 24 mois. Les données climatiques journalières de 13 états pendant le 20ème siècle (1895-2007) ont été utilisées. Les auteurs ont conclu qu'il n'y avait pas de changement significatif des conditions de sécheresse pour le Sud des Etats unis pendant la période d'étude. Dans l'Est du pays, une augmentation de l'intensité des sécheresses a été observée.

➤ **L'Argentine**

- **Lovino et al. (2014)** : l'objectif de cette étude était d'analyser le comportement spatio-temporel des événements de précipitations extrêmes via une analyse en composantes principales (ACP) appliquée aux séries du SPI de 23 stations météorologiques sur une période allant de 1901 à 2010 à différentes échelles de temps (6,12 et 18 mois). L'étude a montré que les sécheresses hydrologiques et agricoles les plus graves se sont enregistrées entre 1901 et 1960 tandis que les plus grands événements de précipitations extrêmes humides ont été marquées entre 1970 et 2005. Une période sèche prolongée (1921 et 1939) a été enregistrée.

➤ **Le Brésil**

- **Sobral et al. (2019)** : Cet article visait à établir un lien entre les événements ENSO (El Niño–Southern Oscillation) et les variations de l'indice SPI annuel dans l'État de Rio de Janeiro (1979 à 2009). Le SPI a été calculé à base des données pluviométriques de 99 stations réparties dans huit régions gouvernementales sur 31 années consécutives (1979-2009). Le SPI annuel a montré que la région du Centre Sud a connu la période sèche continue la plus élevée entre 1999 et 2000 et 2002–2003.

➤ **La Colombie**

- **Ocampo-Marulanda et al. (2025)** : Cette étude évalue les sécheresses météorologiques, agricoles et hydrologiques à travers l'utilisation conjointe de l'indice de précipitations standardisé (SPI), l'indice de santé de la végétation (VHS) et l'indice de sécheresse des débits (SDI) respectivement dans le bassin de l'Alto Patía (13 047 km²). Les résultats montrent que le décalage entre les types de sécheresse dépend de plusieurs facteurs, notamment l'intensité, la durée et l'étendue spatiale de la sécheresse météorologique.

1.9.3. Europe

➤ **La Serbie**

- **Gocic et Trajkovic (2013)** : l'étude des tendances des précipitations et du SPI a été effectuée sur 12 stations au cours de la période 1980-2010 à l'aide de la régression linéaire et des tests de Mann-Kendall et de Spearman Rho au niveau de signification de 5%. Les résultats ont montré la détection de deux grandes périodes de sécheresse (1987–1994 et 2000–2003), tandis que l'année 2000 a été extrêmement sèche dans toutes les stations.

➤ **Le Baltique**

- **Rimkus et al. (2017)** : cette étude a analysé l'effet de la sécheresse sur l'évolution du couvert végétal dans l'est de la mer Baltique à l'aide de deux indicateurs : le NDVI, et le VCI. L'analyse de l'effet du déficit de précipitations sur la végétation en terres arables et les forêts de conifères était faite par le calcul de SPI pour des échelles de temps de 1 à 9 mois. Les auteurs ont conclu que le NDVI peut être appliqué pour mieux évaluer l'effet des sécheresses sur la végétation dans la zone étudiée, mais il ne peut pas être utilisé universellement pour identifier les sécheresses.

➤ **Portugal**

- **Parente et al. (2020)** : L'objectif de cette étude était de caractériser le régime de sécheresse dans les conditions climatiques actuelles et son influence sur la survenue de

grands incendies de forêts dans le Portugal. Une analyse de sécheresse est faite pour les conditions climatiques passées et récentes (1981-2017), à l'aide de quatre indices de sécheresse différents (SPI, SPEI, RDI et VCI). Les résultats ont indiqué que 67% de la période d'étude étaient des mois de sécheresse ; les régions ont connu une durée et une gravité de sécheresse les plus élevées. Selon les auteurs, presque tous les feux de forêts (97% à 95%) et la superficie brûlée correspondante (98% à 97%) se sont produits pendant la sécheresse évaluée avec SPI et SPEI.

➤ **Slovaquie**

- **Zeleňáková et al. (2025)** : l'étude a évalué la sécheresse météorologique et hydrologique à l'aide du SPI et l'indice standardisé de débit des cours d'eau (SSI) sur une période de 12 mois. La période de retour est fixée à 20 ans pour la sécheresse météorologique, puis une période de retour conjointe pour le type AND, dont la plage est comprise entre 27,37 et 49,79 ans, météorologique, puis une période de retour conjointe pour le type AND, dont la plage est comprise entre 27,37 et 49,79 ans, et pour le type OR, entre 13,78 et 6,55 ans.

I.9.4. Afrique

➤ **L'Afrique du sud South (Africa)**

- **Botai et al. (2017)** : Les deux indices de sécheresse ; l'indice standardisé de précipitation (SPI) et l'indice de surveillance de la sécheresse (DMI) ont été utilisés pour évaluer les conditions de sécheresse dans la province du Cap-Occidental pour la période 1985 à 2016. La zone a connu des conditions de sécheresse modérées récurrentes entre 1985 et 2016. En analysant les tendances dans les séries DMI, les régions de l'Est et du nord ont connu des sécheresses moins sévères que les régions du sud et de l'ouest de la zone d'étude.

➤ **La Tunisie**

- **Ben Abdelmalek et Nouri (2020)** : Cette étude visait à explorer l'impact des sécheresses historiques sur la production agricole en Tunisie à partir d'une analyse spatio-temporelle fondée sur les données de précipitations mensuelles de 16 stations météorologiques couvrant la période de 1973 à 2016. L'étude s'est appuyée sur trois paramètres clés : le SPI, le RDI et PET. Les résultats démontraient que la Tunisie a connu plusieurs sécheresses pluriannuelles (3 à 7 ans) avec des sévérités différentes. Une sécheresse généralisée a été enregistrée en 1981 contrairement à l'année 1996 qui a connu

une humidité sévère à extrême sur 70% du territoire tunisien et 50% de la période d'étude a enregistré des séries d'années normales ou presque normales.

➤ **Ethiopie**

- **Bogale et al. (2025)** : une étude spatio-temporelle de la sécheresse sur la période 2000 à 2022 dans le bassin versant de Welmel (sud-est de l'Éthiopie) a été réalisée. L'analyse croisée des indices SPI et VCI montre que le bassin versant a été affectée, durant la période étudiée, par plusieurs événements de sécheresse d'intensité variable. Entre les deux saisons de croissance, mars-mai et septembre-novembre, la saison de croissance s'est avérée plus sensible à la sécheresse que la septembre-novembre selon les deux indices.

➤ **Algérie**

- **Habibi et Meddi (2021)** : L'étude analyse l'impact de la sécheresse météorologique sur la production de blé dans le bassin du Chelif-Zahrez (Algérie) à l'aide de l'indice SPI, sur la période 1970–2010 à partir de 65 stations pluviométriques. Les résultats montrent une tendance à la baisse des précipitations, avec une forte variabilité spatiale et une sensibilité accrue à la sécheresse dans les régions nord et nord-est du bassin. Les sécheresses modérées et sévères couvrent plus de 97 % de la zone étudiée, avec une probabilité d'occurrence allant jusqu'à 30 %. Une corrélation significative (70–75 %) est observée entre les sécheresses et la baisse de rendement du blé.
- **Achite et al. (2024)** : Cette étude propose un cadre multi-échelle innovant pour analyser les liens entre les sécheresses météorologiques (SPI) et hydrologiques (SRI) dans le bassin de l'oued Mina (Algérie), en utilisant la corrélation intrinsèque dépendante du temps (TDIC). Les séries ont été décomposées par la méthode ICEEMDAN afin d'examiner leurs relations selon différentes échelles temporelles. Les résultats révèlent une corrélation plus forte à long terme, tandis qu'à court terme, les relations sont faibles et variables dans le temps. Cette dynamique montre que les sécheresses hydrologiques ne reflètent pas directement les déficits pluviométriques, mais dépendent de facteurs locaux complexes.
- **Choutri et Hussien (2024)** : l'étude visait à évaluer la sécheresse météorologique en Algérie, en utilisant deux indices de sécheresse l'indice standardisé de précipitations (SPI) et l'indice standardisé d'évapotranspiration des précipitations (SPEI) à des échelles de temps de 3, 6, 9 et 12 mois pour analyser la variabilité temporelle des différents niveaux de sécheresse sur la période 1950-2020. La corrélation de Pearson a été utilisée pour explorer

les relations entre les valeurs des deux indices. Les résultats montrent que les périodes 1999 à 2001, 2009, 2010 et 2016 sont observées comme des périodes de sécheresse par les deux indices pour toutes les échelles de temps et l'année après laquelle l'intensité et la durée de la sécheresse ont notablement augmenté était 1999.

I.10.Conclusion

L'étude de la sécheresse est importante car ce phénomène cause des conséquences sévères sur les plans environnemental, économique et social et touche plus de personne et de régions que les autres catastrophes naturelles.

La problématique de la sécheresse préoccupe la communauté scientifique et les décideurs, dont l'objectif est d'élaborer des stratégies d'anticipation et d'intervention afin de prévenir ou atténuer les impacts potentiels de ce phénomène dans le monde.

Les indices de sécheresse jouent un rôle fondamental dans sa caractérisation. Ils permettent de comprendre et d'analyser le phénomène afin de prendre les décisions adéquates dans la gestion de la pénurie d'eau

CHAPITRE II

PRESENTATION DE LA ZONE

D'ETUDE

CHAPITRE II: Présentation de la zone d'étude

II.1. Introduction

La connaissance des caractéristiques du milieu physique qui contribue à la compréhension de la problématique étudiée est une phase primordiale dans l'étude d'un phénomène naturel.

Ce chapitre expose les principales composantes du cadre naturel de la zone d'étude, la lithologie, le relief, le réseau hydrographique, ainsi que les grandes caractéristiques de son climat.

II.2. Situation géographique (Geographical location)

La région du Haut et Moyen Chélif appartient au vaste bassin hydrographique du nord de l'Algérie, Le Chélif. Elle s'étend d'Est en Ouest dans la partie Nord-ouest de l'Algérie entre 1° et $3^{\circ} 30'$ de longitude Est, et entre $35^{\circ} 30'$ et 36° de latitude Nord, elle occupe une superficie de **10930** Km² environ. (fig [II.1](#)).

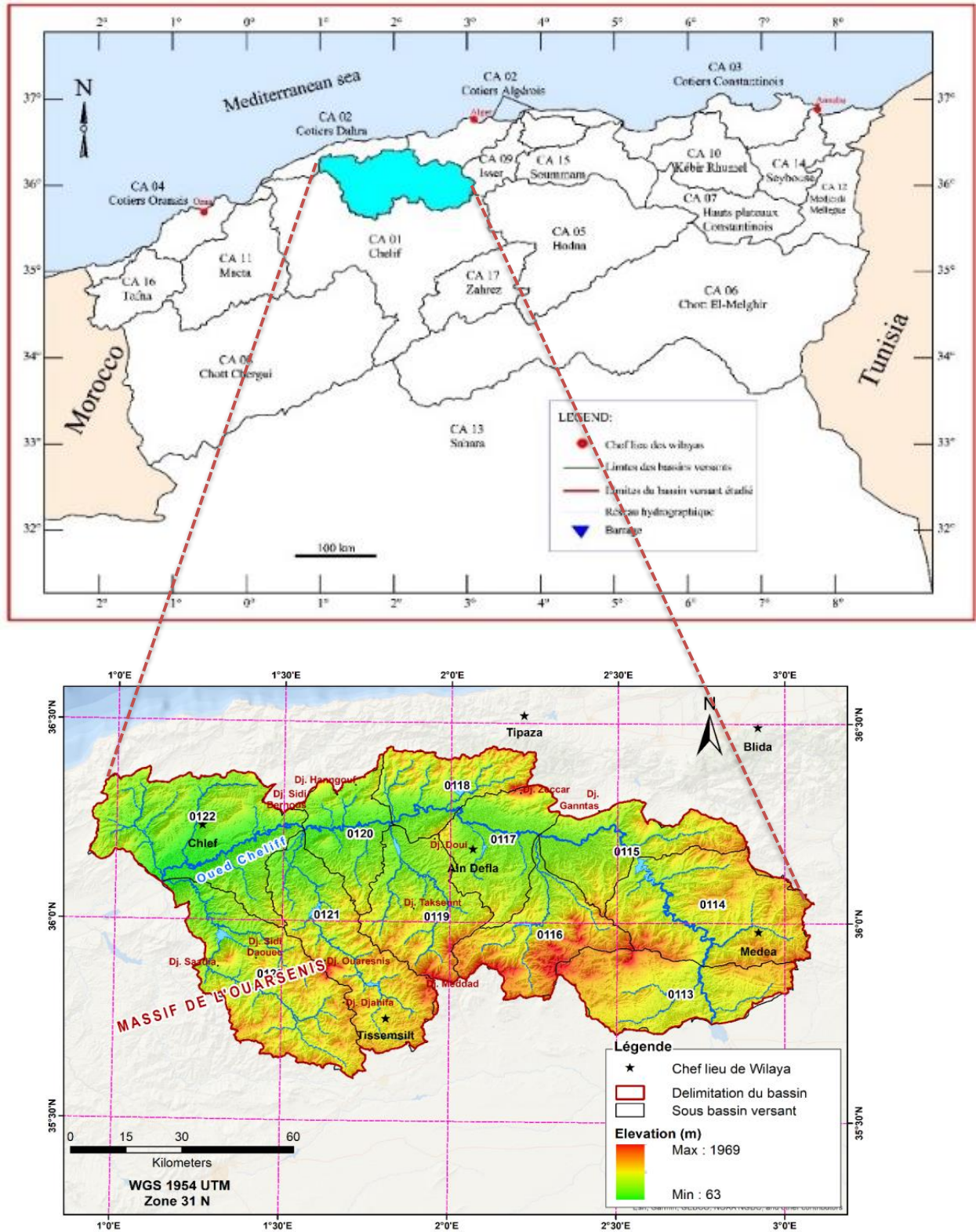


Figure II. 1 : Carte de la situation géographique de la région d'étude et le modèle numérique du terrain (MNT)

La zone d'étude regroupe onze (11) sous bassins versants dont Sept (07) se situent dans le haut Cheliff et quatre (04) dans le moyen Cheliff. (Tableau II.1 et Figure II.2)

Tableau II.1 : Codes et dénominations des sous bassin versants du haut et moyen Cheliff

Code du sous bassin	Dénomination du sous bassin
0113	Oued Cheliff Djellil
0114	Oued Cheliff Ghrib
0115	Oued Cheliff Harbil
0116	Oued Deurdeur
0117	Oued Cheliff Harrazza
0118	Oued Ebda
0119	Oued Rouina Zddinne
0120	Oued Cheliff Tighzal
0121	Oued fodda
0122	Oued Ras Ouahrane
0123	Oued Sly

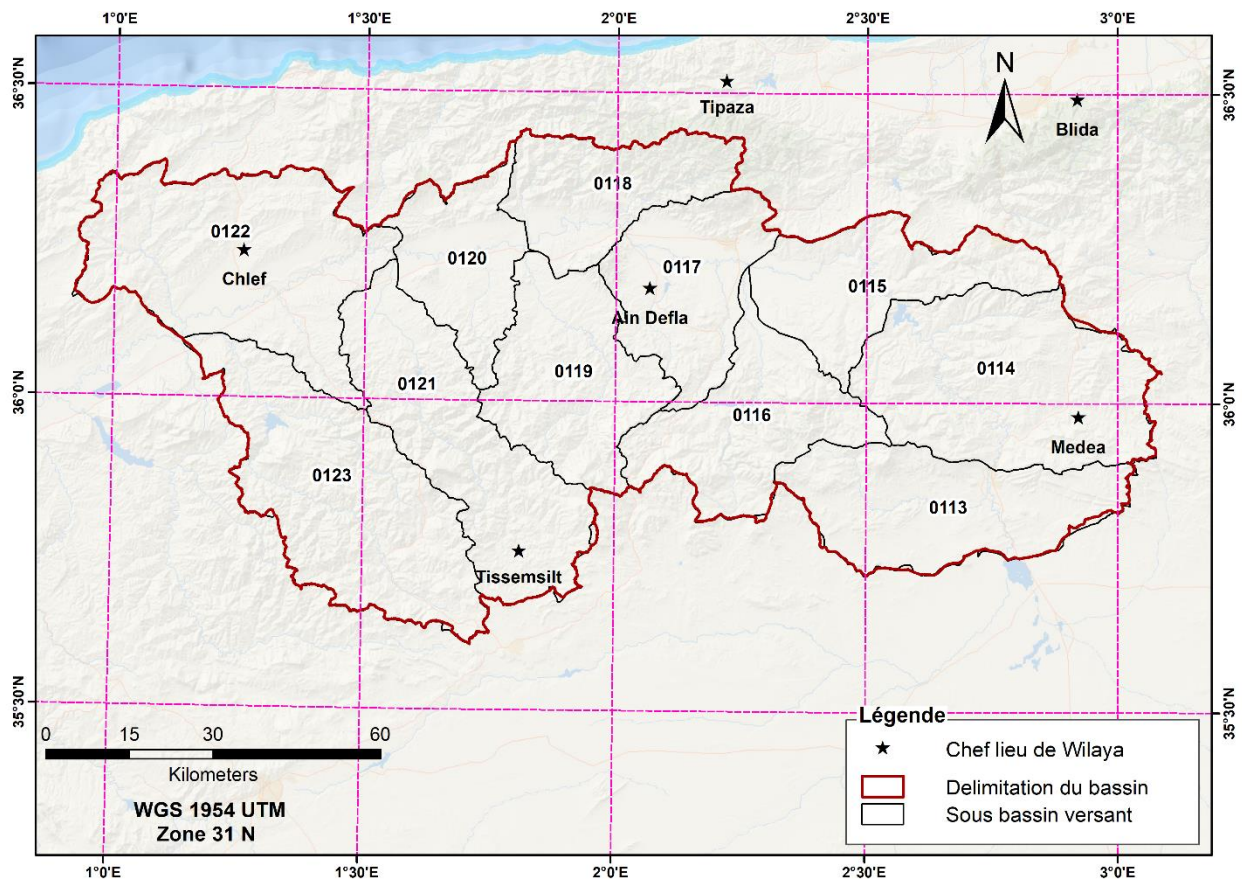


Figure II. 2 : Délimitation des sous bassins versants du Haut et moyen Chélif

Administrativement, la région d'étude fait partie des secteurs suivants : Ain-defla, Chlef, Médéa, Tissemsilt et Relizane couvrant 93 communes de 5 Wilayas. (ABH, 2004) (Tableau II.2)

Tableau II .2 : Découpage administratif de la zone d'étude. (ABH, 2004)

Wilaya	Nombre communes incluses	Nombre total des communes
Ain Defla	31	36
Chlef	22	35
Médéa	22	64
Tissemsilt	16	22
Relizane	2	38

La zone d'étude occupe les deux plaines alluviales du Cheliff ;

- La plaine du **Haut Cheliff**, connue aussi par plaine d'El Khemis, appartient à la wilaya d'Ain Defla, à environ 120 km au Sud-Ouest d'Alger, d'un périmètre de 1025 Km. Cette plaine est délimitée au Nord par les monts du Zaccar, les contreforts de l'Ouarsenis au Sud, par le massif de Doui à l'Ouest et Djebel Gountas à l'Est et. Le périmètre du Haut Chélif, alimenté par le barrage de Ghrib. (Meddi M et Meddi H, 2009).

- La plaine du **Moyen Cheliff** qui se situe à 200 km à l'Ouest d'Alger. Le moyen Chélif est limité au Nord par le massif du Dahra et au Sud par les monts de l'Ouersenis et par le périmètre de la Mina à l'Ouest (Meddi M et Meddi H , 2009). Le périmètre est alimenté d'une part par le barrage de l'Oued Fodda et de Sidi Yacoub, d'autre part par les eaux du Chélif, dérivées au barrage de Pontéba.

II.3. Caractéristiques Physiques

Les ensembles géologiques rencontrés dans la région d'étude font apparaître l'aspect synclinal des différentes strates constituant le sous-sol, allant du Trias au quaternaire (Figure II.3, Tableau II.3).

Les terrains quaternaires occupent les zones déprimées et les creux des plaines avec 12,23 % de la superficie totale ; les formations du Crétacé dominent presque la moitié de la surface de la zone étudiée (47 %) ; les formations néogènes d'origine marine débutent par un poudingue du Miocène inférieur (6,26 %) recouverts par des argiles bleues et des grès tortoniens des sables du Miocène supérieur (15,56 %) ; des époinçements topographiques de calcaires dolomitiques jurassiques de l'autochtone constituant les principaux massifs de la région à savoir ceux du

Zaccar, des Aribis et du Doui ; les grès du Pliocène n'occupent que 3 % de la zone et qui affleurent entre les collines d'El Kherba à l'aval de Sobha et l'oued Ouahrane (Perrodon, 1957).

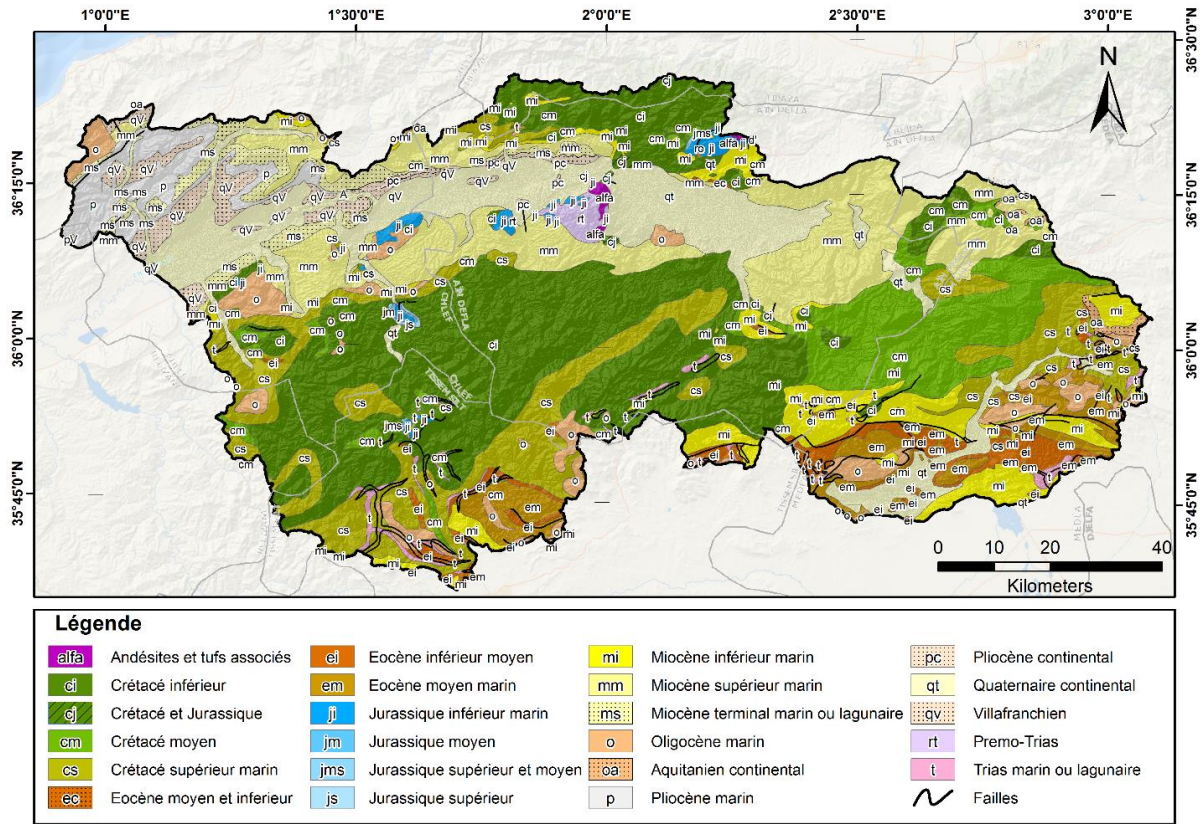


Figure II. 3 : Carte géologique de la région du Haut et Moyen Chélif

Tableau II.3 : Superficies des classes géologiques de la région d'étude.

Abréviation	Système	Surface A(Km ²)	A (%)
Alfa	Andésites et tufs associés	17,12	0,16
Ci	Crétacé inférieur	2896,07	26,50
Cj	Crétacé et Jurassique non séparés	19,25	0,18
Cm	Crétacé moyen	892,25	8,16
Cs	Crétacé supérieur	1329,2	12,16
Ec	Eocène Moyen et inférieur continental	4,57	0,04
Ei	Eocène inférieur	318,82	2,92
em	Eocène moyen	365,67	3,35
Ji	Jurassique inférieur	84,9	0,78
jm	Jurassique moyen	6,79	0,06

(Suite)

jms	Jurassique moyen et supérieur	7,52	0,07
Abréviation	Système	surface A(Km²)	A (%)
js	Jurassique Supérieur non dévisé	5,90	0,05
mi	Miocène inférieur	683,98	6,26
mm	Miocène supérieur marin	1447,04	13,24
ms	Miocène supérieur	253,69	2,32
oa	Aquitaniens	34,87	0,32
o	Oligocène continental	468,27	4,28
p	Pliocène	313,42	2,87
pc	Pliocène continental	41,81	0,38
qV	Villafranchien	239,38	2,19
qt	Quaternaire continental	1337,07	12,23
rt	Permo Trias	57,65	0,53
t	Trias marin ou lagunaire	104,76	0,96
		10930	100

II.4. Le relief

II.4.1. Modèle numérique de terrain (M.N.T)

Un modèle numérique de terrain (MNT) représente de manière numérique la topographie terrestre en décrivant l'altitude de chaque point de la surface, sans tenir compte les objets présents à la surface tel que la végétation et les infrastructures. En se référant aux courbes de niveaux de la zone d'étude et d'un logiciel de S.I.G on pourra facilement établir cette carte (figure II.1).

II.4.2. Altitudes

A partir de la carte du M.N.T on peut extraire les classes d'altitudes et leurs superficies élémentaires. La classe d'altitude dominante est comprise entre 600 et 800 m qui représente 23,4 % de la superficie totale, puis la classe d'altitude de 200 à 400 m avec 20,5 % et la classe la plus haute (1800 à 1969 m) est minoritaire (Figure II.4, Tableau II.4). Le point culminant est observé dans la partie sud du bassin, et l'altitude moyenne est évaluée à 633,81m

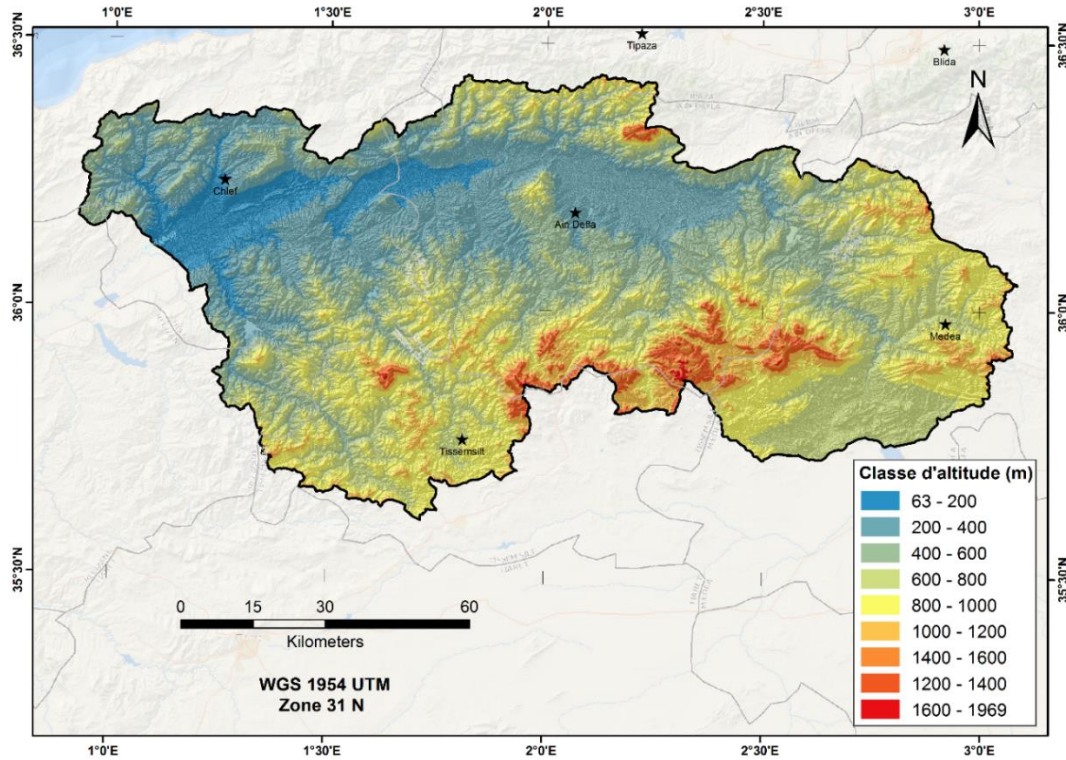


Figure II. 4: Carte des altitudes de la région du Haut et Moyen Chélif

Tableau II.4 : Classes des altitudes de la région d'étude.

N° Classe	Classe d'altitude	Superficie A (km ²)	Pourcentage A%
1	63 - 200	678,5	6,2
2	200 - 400	2239,72	20,5
3	400 - 600	2110,79	19,3
4	600 - 800	2560,18	23,4
5	800 -1000	2141,38	19,6
6	1000 - 1200	826,86	7,6
7	1200 - 1400	267,4	2,4
8	1400 - 1600	87,02	0,8
9	1600 - 1969	15,5	0,1
Total		10930	100

II.4.3. Classe des pentes

Le Modèle Numérique de Terrain a permis d'élaborer la carte des pentes (Figure II.5), où les valeurs sont calculées en pourcentage.

Les terrains à pente faible (0 - 3%) concernent 5,7 % de la superficie totale. Ces terrains présentent un risque d'érosion minimale. Les terrains à pentes modérées (3 - 12,5%) couvrent 30

% de la zone d'étude. Les terrains à pentes comprises entre 12,5 et 25% sont les plus répandues, elles occupent 33,2% de la surface totale et sont exposées à un risque d'érosion très élevé. Les terrains à pentes supérieures à 25% représentent 31,1 % de la superficie totale, et se situent au nord et dans la partie Sud de la région d'étude (tableau II.5)

Tableau II.5: Classes des pentes dans la région du Haut et Moyen Chélif.

Classe de pente (%)	Superficie A (km ²)	A (%)
0 – 3	619,60	5,7
3 -12,5	3279,72	30,0
12,5 – 25	3625,04	33,2
> 25	3402,80	31,1

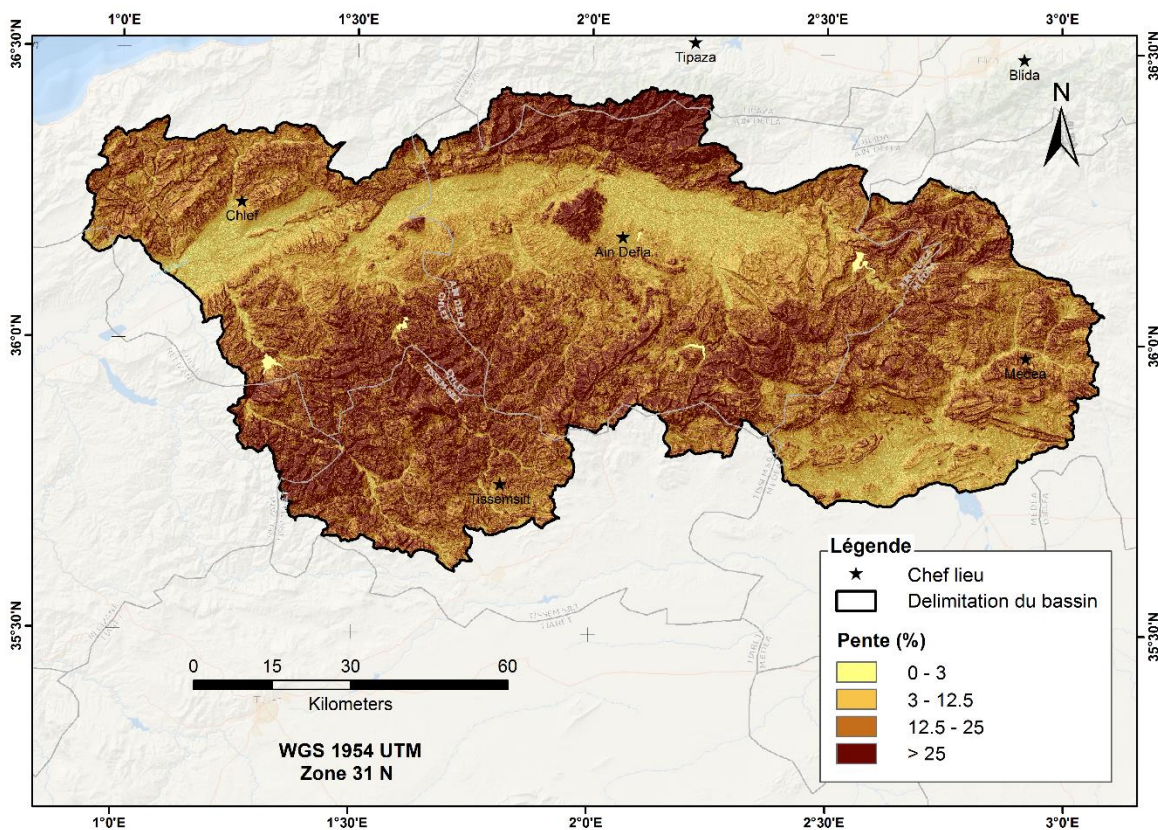


Figure II. 5: Carte des pentes de la région de Haut et Moyen Chélif.

II.5. Réseau hydrographique

La région d'étude présente un réseau constitué d'environ 2200 km d'oueds à écoulement permanent et de 5600 km d'oueds temporaires. La zone est parcourue par l'oued Chélif qui représente le cours d'eau principal sur une longueur de 349 km, qu'il draine avec ses affluents

(Figure II.6). La densité de drainage varie entre 0.57 et 1.54 km/km². (ABH, 2004). La zone d'étude compte 08 barrages qui sont gérés par l'Agence nationale des barrages et transferts (ANBT).

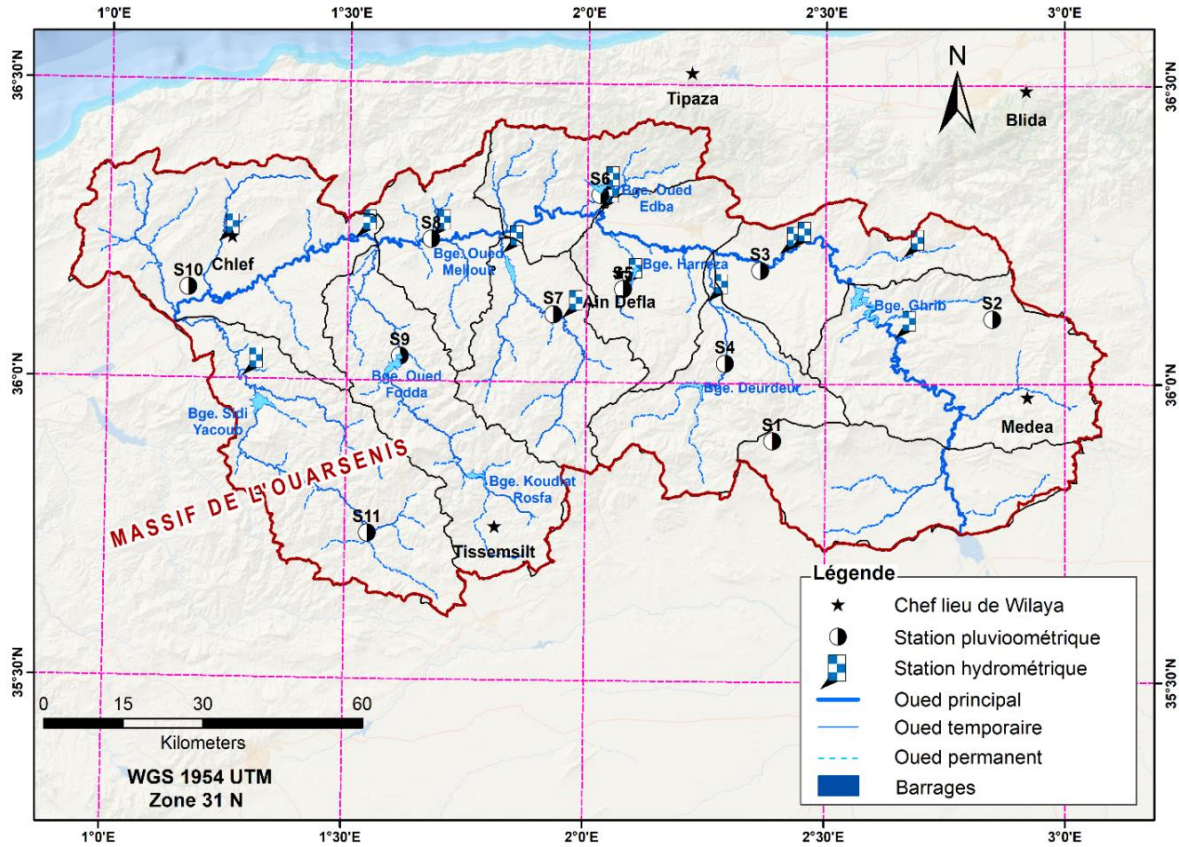


Figure II. 6: Carte du réseau hydrographique de la région d'étude.

II.6. Etude climatique

Cette partie a pour objet la description du climat d'une zone donnée. Les données climatiques de deux (2) stations météorologiques de Chlef et de Miliana ont été analysées. Ces données sont fournies par le site de la NASA (<https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>) portant sur la période de 1980-2024 (45 ans).

Les coordonnées des deux stations sont représentées dans le tableau II.6.

Tableau II.6: Caractéristiques des stations climatologiques utilisées

Nom de la Station	Coordonnées			Période
	Latitude (°)	Longitude (°)	Altitude (m)	
Miliana	36°30	2°23	721	1980-2024
Chlef	36°12	1°20	143	1980-2024

II.6.1. Pluviométrie (Rainfall)

La pluviométrie moyenne mensuelle dans le Haut Cheliff varie entre 3,9 mm durant le mois de Juillet et 74,1 le mois de Novembre. La région a enregistré une moyenne de **506,7** mm. La pluviométrie moyenne annuelle enregistrée pendant la période d'étude est de **494** mm sur la zone du moyen Chélif. Les précipitations les plus importantes sont enregistrée au mois de Novembre avec 71,2 mm.

Les valeurs des précipitations moyennes mensuelles des deux régions sont présentées dans le tableau [II. 7](#)

Tableau II.7: Précipitations moyennes mensuelles à Miliana et à Chlef (1980-2024)

Mois	Jan.	Fév.	Mars	Avril	Mai	Juin	Juil.	Aout	Sept.	Oct.	Nov.	Dec.	Ann.
P(mm) Miliana	65,0	57,3	54,6	50,3	38,7	13,2	3,9	11,2	29,9	44,8	74,1	63,5	506,7
P(mm) Chlef	64,1	62,4	56,4	55,2	37,4	10,9	3,4	9,6	27,0	42,7	71,2	53,7	494,0

P : Précipitations moyennes mensuelles (mm).

La figure [II.7](#) présente l'évolution des précipitations moyennes mensuelles des deux stations (Miliana et Chlef). Les précipitations les plus abondantes de l'année sont enregistrées aux mois d'octobre à Mars et que juillet et août sont pratiquement secs. Les précipitations dans le Moyen Chélif restent inférieures que dans le Haut Chélif.

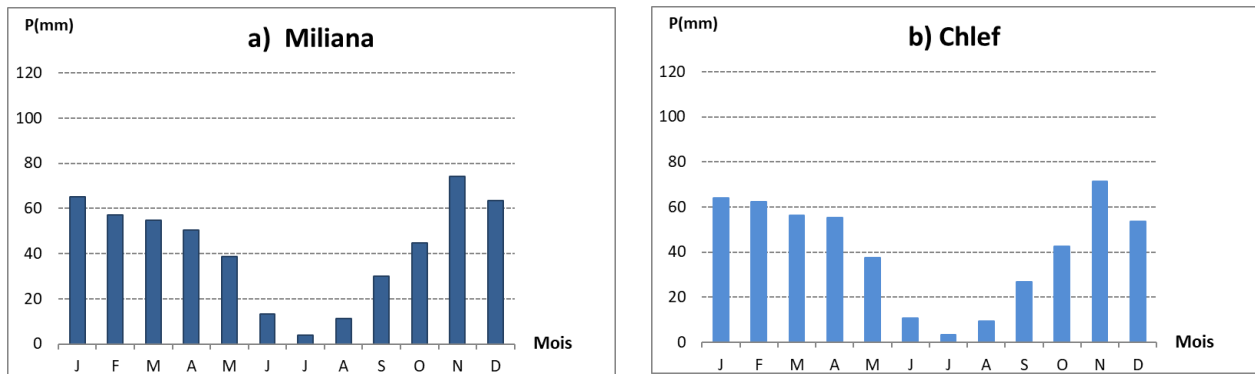


Figure II. 7: histogramme des Précipitations moyennes mensuelles à Miliana et à Chlef (1980-2024).

II.6.2. Température

Le tableau II.8 illustre les températures minimales, moyennes et maximales mensuelles enregistrées dans la zone d'étude sur une période de 45 ans (1980-2024).

Tableau II.8 : Températures mensuelles minimales, moyennes et maximales enregistrées à Miliana et à Chlef en (°C) (1980 / 2024).

Miliana (Haut Chélif)													
Mois	Jan.	Fév.	Mars	Avril	Mai	Juin	Juil.	Aout	Sept.	Oct.	Nov.	Déc.	Annuel
Tmax	19,8	21,0	24,3	27,1	30,5	35,0	37,4	37,5	34,8	31,0	25,7	20,8	38,6
Tmin	3,8	3,9	4,8	7,1	10,1	14,2	18,1	19,2	15,8	11,9	7,7	5,0	3,0
Tmoy	11,8	12,5	14,5	17,1	20,3	24,6	27,7	28,4	25,3	21,4	16,7	12,9	20,8

Chlef (Moyen Chélif)													
Mois	Jan.	Fév.	Mars	Avril	Mai	Juin	Juil.	Aout	Sept.	Oct.	Nov.	Déc.	Annuel
Tmax	21,9	24,1	28,3	31,8	35,5	40	42	42,1	38,2	34	27,6	22	43,1
Tmin	0,2	0,6	1,8	4,8	7,9	12,6	17,1	17,7	13,7	9,2	4,5	1,5	-0,8
Tmoy	11,0	12,4	15,0	18,3	21,7	26,5	29,8	29,9	25,9	21,3	16,1	11,9	21,2

Tmin : Température minimale mensuelle (°C);

Tmoy : Température moyenne mensuelle (°C);

Tmax : Température maximale mensuelle (°C).

Dans le Haut Chélif, les températures les plus élevées sont enregistrées en Juillet et Août avec 37 C°. La température la plus basse est observée en Janvier avec 3,8 C°. La température moyenne interannuelle est de 20,8 C°.

Pour le moyen Cheliff, les relevés des températures pour une période allant de 1980 à 2024, enregistrent une moyenne interannuelle de 21,2 C°. Les mois les plus chauds sont Juillet et Août avec 42 C° et 42,1 C° respectivement. Le mois de Janvier est le plus froid avec une température ne dépassant pas 1 C°. (Figure.II.8)

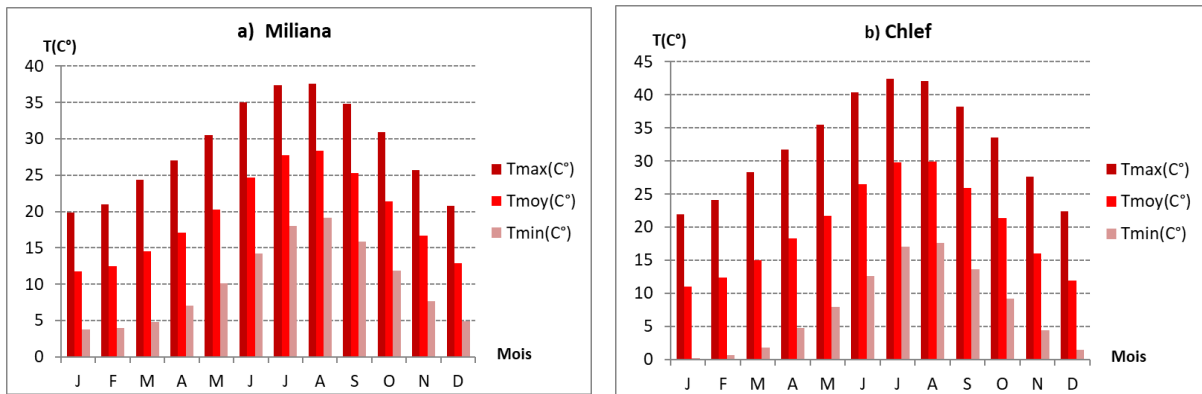


Figure II. 8 : Températures mensuelles moyennes, minimales et maximales à Miliana et à Chlef (1980-2024).

II.6.3. Humidité relative

Les valeurs moyennes mensuelles de l'humidité relative de la zone d'étude sont résumées dans le tableau II.9.

Tableau II.9: Humidité relative mensuelle moyenne à Miliana et à Chlef (1980-2024).

Mois	Jan.	Fev.	Mars	Avril	Mai	Juin	Juil.	Aout	Sept.	Oct.	Nov.	Dec.	Ann.
Miliana HR moy(%)	76	75	72	69	66	60	54	55	63	66	72	76	67
Chlef HR moy(%)	73	70	66	62	57	49	42	44	54	60	68	73	60

HR moy : Humidité relative mensuelle moyenne (%).

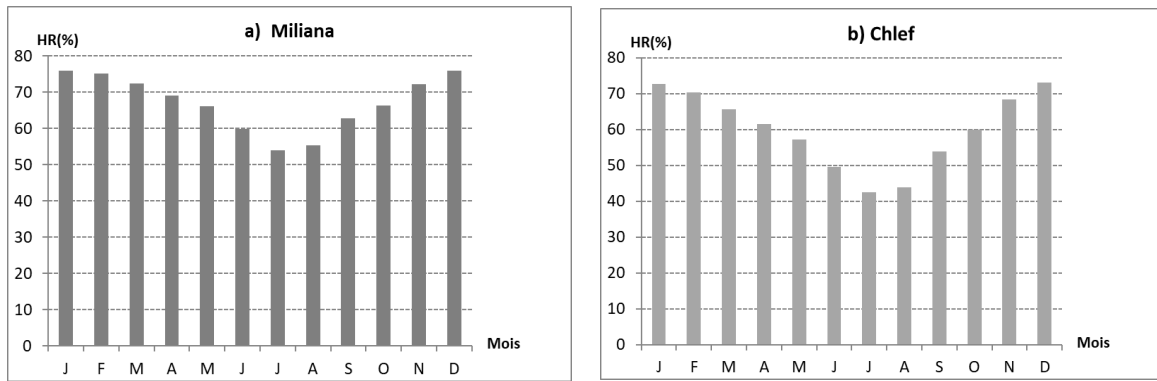


Figure II. 9: Humidité relative moyenne mensuelle de la zone d'étude (1980-2024).

L'humidité relative moyenne interannuelle dans les deux stations Miliana et Chlef atteint les 67 et 60 % respectivement (Figure II.9). Les moyennes mensuelles de l'humidité relative à la station de Miliana, varient de 76% en hiver (Décembre et Janvier) à 54 % en été (juillet). La station de Chlef présente des valeurs entre 73% et 42 %.

II.6.4. Vitesse du Vent

Les vitesses moyennes du vent enregistrées dans la zone d'étude au cours de la période d'étude (1980-2024) sont reportées dans le tableau II.10.

Tableau II.10 : Moyennes mensuelles de la vitesse du vent dans la zone d'étude (m/s) (1980-2024).

Mois	Jan.	Fév.	Mars	Avril	Mai	Juin	Juil.	Aout	Sept.	Oct.	Nov.	Déc.	Ann.
Miliana V(m/s)	2,9	2,9	2,8	2,7	2,5	2,3	2,3	2,4	2,5	2,5	2,9	2,9	2,6
Chlef V(m/s)	2,6	2,6	2,7	2,8	2,6	2,6	2,5	2,5	2,5	2,4	2,6	2,6	2,6

V : Vitesse moyenne du vent moyen (m/s).

La vitesse moyenne mensuelle du vent dans le Haut Chéiff oscille entre 2,3 et 3 m/s. Au Moyen Chéiff la vitesse moyenne mensuelle du vent varie entre 2,4 m/s en mois d'Octobre et 2,8 m/s en mois d'Avril. On constate que la vitesse du vent dans la zone d'étude est assez constante (Figure II.10).

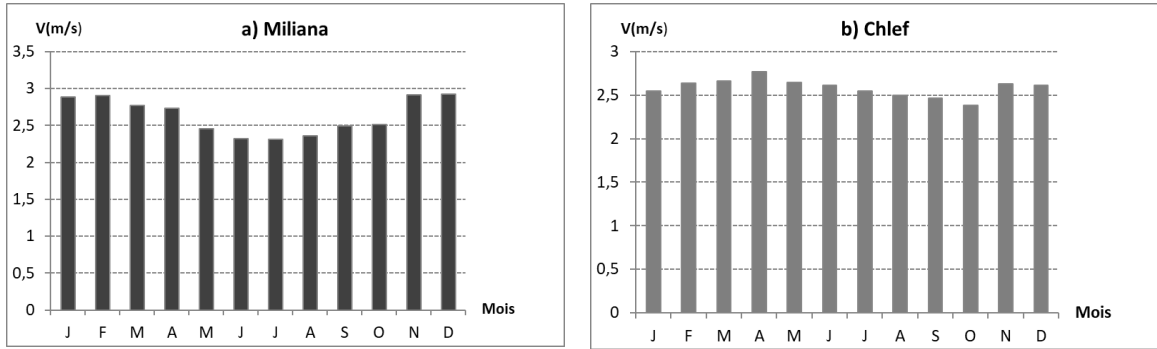


Figure II. 10 : Moyennes mensuelles des vitesses du vent moyen à la zone d'étude (1980-2024).

II.6.5. Indices climatiques

II.6.5.1. Diagramme ombrothermique

Développé par Gaussen et Bagnouls, le diagramme ombrothermique présente sur l'axe des abscisses les douze (12) mois de l'année, sur l'axe des ordonnées les précipitations (P) et les températures (T) sur une échelle telle que $P=2T$. La méthode peut définir les périodes sèches et humides durant l'année hydrologique.

La figure II.11 présente le diagramme ombrothermique de la zone d'étude pour la période (1980-2024).

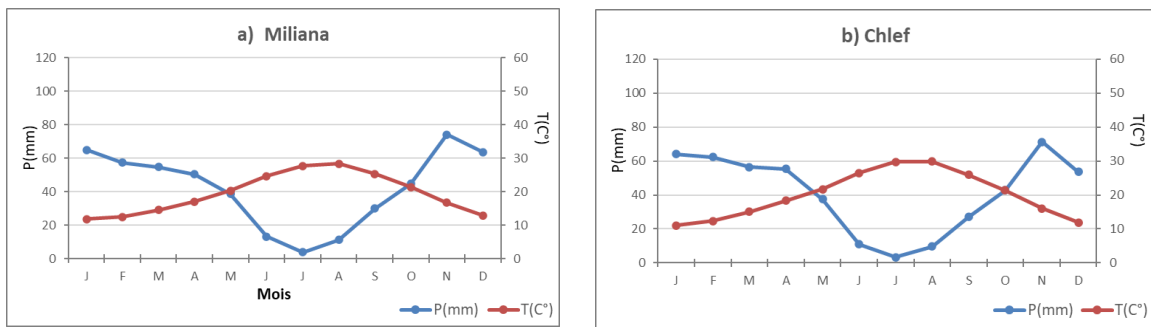


Figure II. 11 : Diagrammes ombrothermiques à Miliana et à Chlef (1980-2024)

Ce diagramme ombrothermique nous a permis d'identifier deux périodes :

- Une période sèche qui s'étale sur six mois de Mai à Octobre sur la région d'étude, cette période est caractérisée par des températures supérieures à la moyenne annuelle et de faibles précipitations.

- Une période humide qui débute le mois d'octobre jusqu'au mois de Mai avec des pluies importantes et des températures faibles.

II.6.5.2. Indice d'aridité annuelle de De Martonne

L'aridité est un phénomène climatique caractérisant une région donnée. Elle se définit comme la situation permanente d'un déficit de précipitations annuelles ou saisonnières très important par rapport à l'évapotranspiration potentielle (Lain, 2005). L'aridité n'est pas identique à la sécheresse, qui s'agit d'un phénomène temporaire (Beran et Rodier, 1987).

L'indice d'aridité est un indicateur quantitatif du degré de l'insuffisance d'eau à un endroit donné. Parmi les plus utilisés, celui proposé par De Martonne (1926) est donnée par la formule II.8.

$$I = \frac{P}{T+10} \quad (\text{II.8})$$

I: Indice de De Martonne ;

P: Précipitations moyennes annuelles (mm);

T: Température moyennes annuelles (°C).

A partir des valeurs de cet indice, De Martonne a établi une classification des climats, répartis selon les seuils suivants :

0 < I < 5: hyperaride; **5 < I < 10**: aride; **10 < I < 20**: Semi-aride; **20 < I < 30**: Sub-humide; **30 < I < 55**: humide.

L'indice d'aridité est de l'ordre de 16,46 à Miliana et de 15,84 à Chlef. En se référant à la classification donnée par De Martonne, la zone d'étude est soumise à un climat **Semi-aride**.

II.6.5.3. Quotient pluviothermique d'Emberger

Il est particulièrement adapté aux régions méditerranéennes dans lesquelles il permet de distinguer différents étages bioclimatiques.

$$Q_2 = \frac{2000P}{M^2 - m^2} \quad (\text{II.9})$$

P : pluviosité moyenne annuelle

M : moyenne des maximas du mois le plus chaud (T+273°K)

m : moyenne des minimas du mois le plus froid ($T+273^{\circ}\text{K}$)

Le Quotient d'Emberger est de l'ordre de 51,1 et 40,1 pour les stations de Miliana et de Chlef Respectivement. Selon le climagramme d'Emberger, la région d'étude appartient à l'étage bioclimatique semi-aride (Figure II.12).

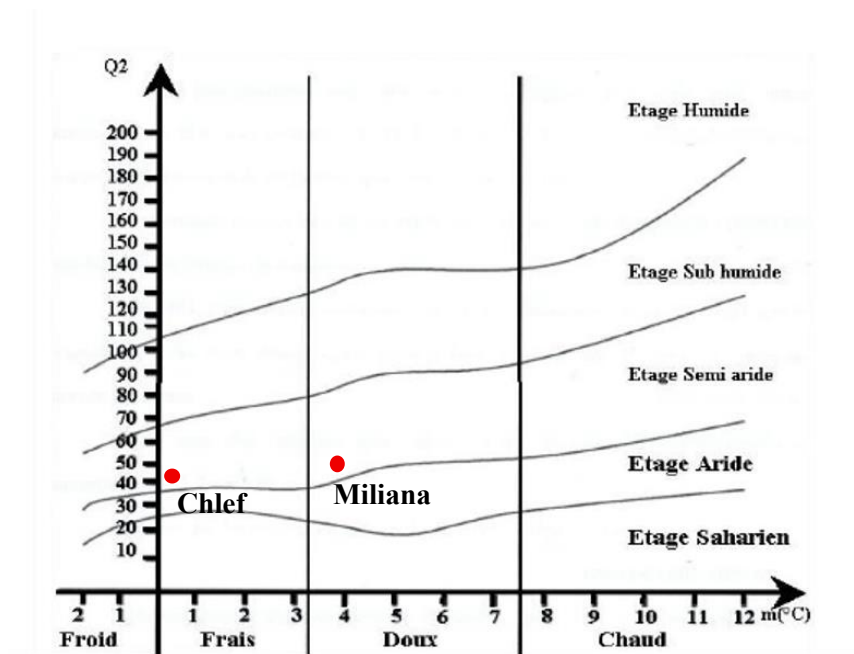


Figure II.12 : Etage bioclimatique de la zone d'étude (climagramme d'Emberger)

II.7. Conclusion

La région du Haut et Moyen Cheliff occupe une superficie de 10930 Km², elle regroupe onze sous bassins versants.

L'analyse des températures annuelles au niveau des deux stations climatiques de Miliana et Chlef durant une période de 45 ans (1980-2024) montre une température moyenne interannuelle de 20,8 °C et 21,2 °C respectivement. La pluviométrie moyenne interannuelle enregistrée au niveau de la station de Miliana atteint les 506,7 mm et les 494 mm à la station de Chlef.

La classification de De Martonne et le climagramme d'Emberger ont mis en évidence que la région se caractérise par un climat de type semi-aride, caractérisé par une période sèche très longue et des précipitations souvent aléatoires.

CHAPITRE III

ETUDE DU REGIME PLUVIOMETRIQUE

Chapitre III Etude du régime pluviométrique

III.1. Introduction

L'analyse du régime pluviométrique à l'échelle régionale passe par la collecte et le traitement des données relatives aux stations pluviométriques qui forment le réseau d'observation.

L'étude de la sécheresse météorologique dans la zone d'étude nécessite de longues et nombreuses séries d'observations pour avoir plus de chance d'obtenir de meilleurs résultats.

Dans cette partie de travail, le traitement des séries de données pluviométriques a été fait à l'échelle mensuelle, saisonnière et annuelle ainsi que l'application d'une série de tests statistiques sur les cumuls visant la détection d'éventuels changements (ruptures) dans le régime pluviométrique.

III.2. Collecte et mise en forme des données

Les données pluviométriques utilisées pour cette étude, proviennent des services de l'Agence Nationale des Ressources Hydriques (A.N.R.H. de Blida). Au vu de la qualité des séries disponibles, 50 postes pluviométriques de la zone d'étude ont été sélectionnés. Deux critères nous ont alors permis de sélectionner les stations choisies. Nous avons retenu seulement les stations possédant une série de données la plus complète possible et réparties de manière à couvrir la plus grande superficie de la zone d'étude.

Le tableau (III.1) présente les différentes coordonnées des postes pluviométriques choisis dans la zone d'étude et la figure (III.1) illustre leur implantation dans la zone d'étude.

Tableau III.1 : Stations pluviométriques choisies dans la région du Haut et Moyen Chélif.

N°	Code de la station	Nom Station	Sous bassin	Wilaya	Coordonnées		
					Longitude (dms)	Latitude (dms)	Z (m)
S1	011301	Ksar El Boukhari GR	Oued Djelil (13)	Médéa	2°44'24"	35°53'25"	630
S2	011302	Derrag		Médéa	2°23'21"	25°54'27"	1150
S3	011404	Zoubiria Mongorno	Oued Ghrib (14)	Médéa	2°50'52"	36°6'46"	932
S4	011405	Ghrib Bge		Ain Defla	2°33'22"	36°9'54"	460
S5	011407	Ghrib Amont		Médéa	2°38'50"	36°4'43"	435

(Suite)

N°	Code de la station	Nom Station	Sous bassin	Wilaya	Coordonnées		
					Longitude (dms)	Latitude (dms)	Z (m)
S6	011501	Tamezguida		Médéa	2,97	2,93	490
S7	011509	Medea Secteur	Oued Cheliff	Médéa	2°45'6"	36°16'5"	935
S8	011510	Domaine Ferroukhi	Harbil	Ain Defla	2°21'43"	36°11'35"	313
S9	011512	Ain Sultan Pep		Ain Defla	2°18'5"	36°13'58"	285
S10	011514	Djenane B-Ouadah	(15)	Ain Defla	2°25'37"	36°13'34"	310
S11	011603	Bordj El Amir Aek		Tissemsilt	2°16'1"	35°51'58"	1080
S12	011604	Kherba Od Hellal	Deurdeur	Médéa	2°30'4"	35°56'19"	1240
S13	011605	Theniet El Had		Tissemsilt	2°1'51"	35°52'5"	1150
S14	011606	Sidi Mokrefi		Ain Defla	2°17'21"	36°2'13"	425
S15	011607	Tarik Ibn Ziad	(16)	Ain Defla	2°8'41"	35°59'37"	660
S16	011609	Deurdeur		Ain Defla	2°14'26"	35°59'56"	575
S17	011702	Arib Cheliff		Ain Defla	2°1'27"	36°17'27"	230
S18	011703	Bordj El Amir Khaled	Oued	Ain Defla	2°12'26"	36°7'22"	370
S19	011706	El Khemis Inra	Herraza	Ain Defla	2°14'21"	36°15'10"	285
S20	011711	Sidi Lakhdar		Ain Defla	2°9'48"	36°15'56"	250
S21	011715	El Ababsa		Ain Defla	2°4'29"	36°9'37"	320
S22	011717	El Khemis ANRH	(17)	Ain Defla	2°12'37"	36°15'35"	300
S23	011718	Harreza Bge		Ain Defla	2°5'24"	36°11'26"	312
S24	011801	Arib Ebda	Oued Ebda	Ain Defla	2°1'32"	36°19'4"	280
S25	011803	Sidi Medjahed		Ain Defla	2°9'53"	36°19'56"	850
S26	011804	Ain Defla	(18)	Ain Defla	1°58'11"	36°15'60"	270
S27	011806	El Anneb		Ain Defla	1°53'10"	36°23'2"	1078
S28	011901	El Touaibia	Oued	Ain Defla	1°55'46"	36°23'2"	350
S29	011903	Toutia El Hassania	Rouina	Ain Defla	1°55'16"	35°56'48"	850
S30	011904	Rouina Mairie	Zeddine	Ain Defla	1°48'19"	36°14'32"	190
S31	011906	Rouina Mines	(19)	Ain Defla	1°49'26"	36°12'50"	245
S32	012001	El Abadia	Oued	Ain Defla	1°40'20"	36°14'28"	162
S33	012004	Tikaazale Cd 54	Tikazzale	Ain Defla	1°44'43"	36°11'28"	320
S34	012007	Bir Saf	(20)	Chlef	1°35'22"	36°11'41"	195
S35	012108	Fodda Bge	Oued Fodda	Chlef	1°36'35"	36°2'41"	430
S36	012119	Sidi Slimane		Chlef	1°39'17"	35°52'18"	1180
S37	012120	El Karimia	(21)	Chlef	1°35'41"	36°4'59"	255
S38	012201	Larbat Ouled Fares		Chlef	1°13'48"	36°13'50"	116
S39	012203	Ponteba Defluent		Chlef	1°31'1"	36°14'26"	140
S40	012205	Benairia	Oued Ras ouahrane	Chlef	1°20'24"	36°20'16"	320
S41	012218	Es Souala St, Exp		Chlef	1°9'55"	36°9'19"	84
S42	012219	El Asnam Dda		Chlef	1°20'54"	36°10'35"	110
S43	012221	Medjadja	(22)	Chlef	1°21'15"	36°15'29"	430
S44	012222	Sendjas		Chlef	1°25'41"	36°3'46"	310
S45	012224	Bouzghaia ANRH		Chlef	1°14'25"	36°20'27"	217
S46	012304	Souk El Had		Tissemsilt	1°32;45"	35°44'51"	550
S47	012306	Bordj Bou Naama	Oued Sly	Tissemsilt	1°37'9"	35°51'4"	1050
S48	012307	Ain Lellou MF		Tissemsilt	1°33'37"	35°56'10"	900
S49	012308	Ouled Ben AEK	(23)	Chlef	1°17'34"	36°1'0"	240
S50	012309	Oued Sly		Chlef	1°12'0"	36°6'16"	95

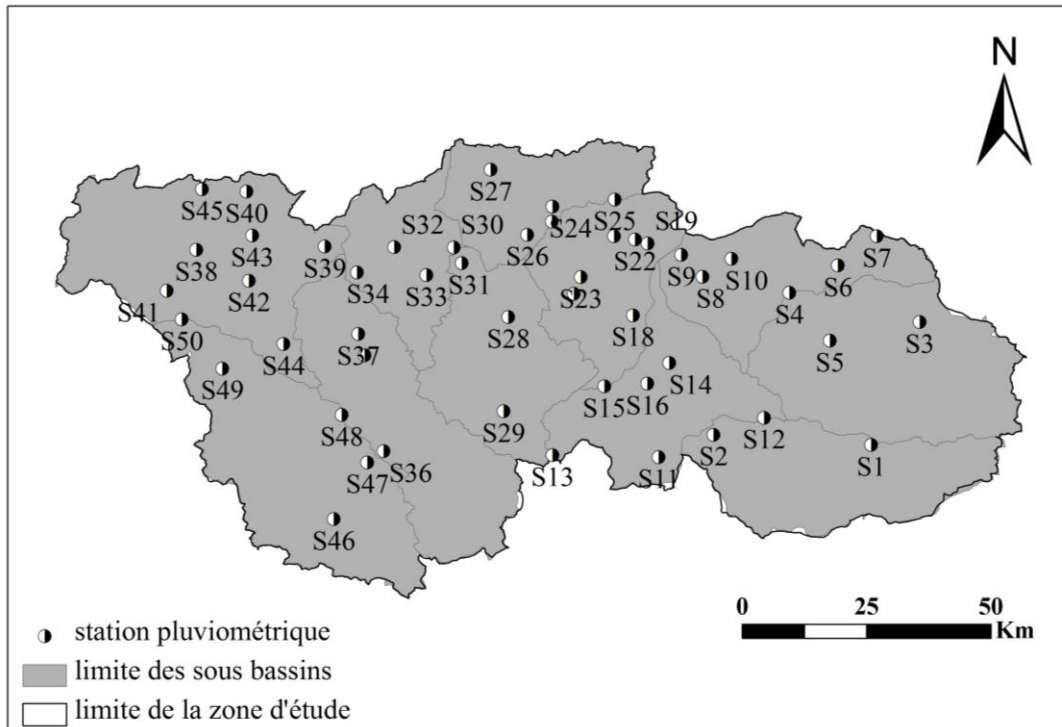


Figure III.1 : Situation des stations pluviométriques choisies dans la région du Haut et Moyen Cheliff.

Pour un bon traitement des données recueillies, il est nécessaire d'avoir une période de collecte suffisamment longue (Elouissi, 2004). Une période de mesure longue et commune a été choisie, soit 40 ans de 1970/1971 à 2009/2010. Ces séries de données collectées contiennent plusieurs lacunes et anomalies ce qui rend leurs traitements nécessaires avant de les utiliser dans les différentes analyses.

III.3. Comblement de lacunes

Les séries de données pluviométriques sont souvent incomplètes. Elles contiennent des erreurs qui peuvent avoir des origines multiples (erreur de lecture, changement de l'observateur, etc.).

Nous pouvons estimer les données manquantes à une station par :

- Le remplacement de la valeur manquante par celle de la station la plus proche. Il faut vérifier la position en altitude des deux stations.
- L'estimation de la valeur manquante par la moyenne des stations voisines. Cette méthode est acceptable lorsque les précipitations moyennes annuelles de la station à compléter ne diffèrent pas de plus de 10% de celles des stations de référence.

▪ Le remplacement de la valeur manquante par la méthode de régression linéaire entre deux stations voisines ayant la même altitude. L'efficacité de la méthode de la régression linéaire est basée sur la linéarité de la régression et que le coefficient de corrélation soit élevé.

Dans ce travail, Les lacunes ont été comblées en utilisant la méthode de la régression linéaire simple entre deux (02) stations voisines de caractéristiques semblables. Une fois les lacunes comblées, on procède à détecter d'éventuelles erreurs (accidentelles ou systématiques) susceptibles d'affecter l'homogénéité des séries pluviométriques.

III.4. Contrôle et homogénéisation des données pluviométriques

En statistique, une série de données est considérée homogène, si les propriétés statistiques de l'erreur de mesure affectant cette série restent invariables au cours de la période d'observation (Khalidi, 2005).

Parmi les différentes méthodes statistiques qui permettent de tester l'homogénéité des séries pluviométriques, nous avons retenu la méthode de doubles cumuls pour sa pertinence et sa simplicité.

III.4.1. Méthode des doubles masses

La méthode de doubles masses ou double cumul permet de déceler graphiquement l'hétérogénéité de la série à étudier. Elle consiste à comparer les valeurs annuelles des précipitations cumulées de deux stations rapprochées du bassin. Le principe est de faire les cumuls des données de la première station dite station de référence qui devra être homogène dès le départ, puis faire le même cumul pour la station à contrôler. Les valeurs correspondantes de la station à contrôler sont mises en ordonnées et celles de la station de référence en abscisses. On obtient une courbe de double cumul. (Figure III.2)

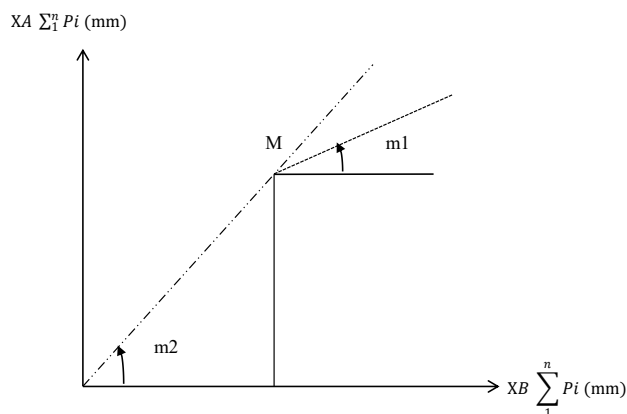


Figure III.2 : Méthode des doubles masses (Touaibia, 2004)

Si la courbe des doubles cumuls avoisine une droite, c'est-à-dire que les données de la station à contrôler sont homogènes par rapport à celles de la station de base. Les observations sont hétérogènes lorsque la courbe présente une cassure.

La correction des données s'effectue en multipliant le rapport de pente $\frac{m1}{m2}$ ou $\frac{m2}{m1}$ par la valeur erronée respectivement selon que l'on soit après ou avant la cassure. (Touaïbia, 2004).

Afin de tester l'homogénéité des stations étudiées, nous avons choisi 11 stations pluviométriques comme stations de référence pour la méthode des doubles masses car elles possèdent des périodes aussi longues que possibles et réparties d'une façon plus ou moins uniforme sur toute la zone.

Le tableau III.2 présente les noms et les coordonnées des 11 stations de références choisies.

Tableau III.2: Stations de référence choisies

Ordre de la station	N° de la station	Code de la station	Nom de la station	Longitude (dms)	Latitude (dms)	Z(m)
1	S2	11302	Derrag	2°23'21"	25°54'27"	1150
2	S3	11404	Zoubiria Mongorno	2°50'52"	36°6'46"	932
3	S7	11510	Domaine Feroukhi	2°45'6"	36°16'5"	935
4	S14	11606	Sidi Mokrefi	2°17'21"	36°2'13"	425
5	S21	11715	El Abbabsa	2°4'29"	36°9'37"	320
6	S24	11801	Arib Ebda	2°1'32"	36°19'4"	280
7	S28	11901	El Touaibia	1°55'46"	36°23'2"	350
8	S32	12001	El Abadia	1°40'20"	36°14'28"	162
9	S35	12108	Fodda Bge	1°36'35"	36°2'41"	430
10	S41	12219	Chlef Dda	1°9'55"	36°9'19"	84
11	S46	12304	Souk El Had	1°32;45"	35°44'51"	550

Les graphiques correspondants à la méthode des doubles masses des séries étudiées sont présentés en figure III.3.

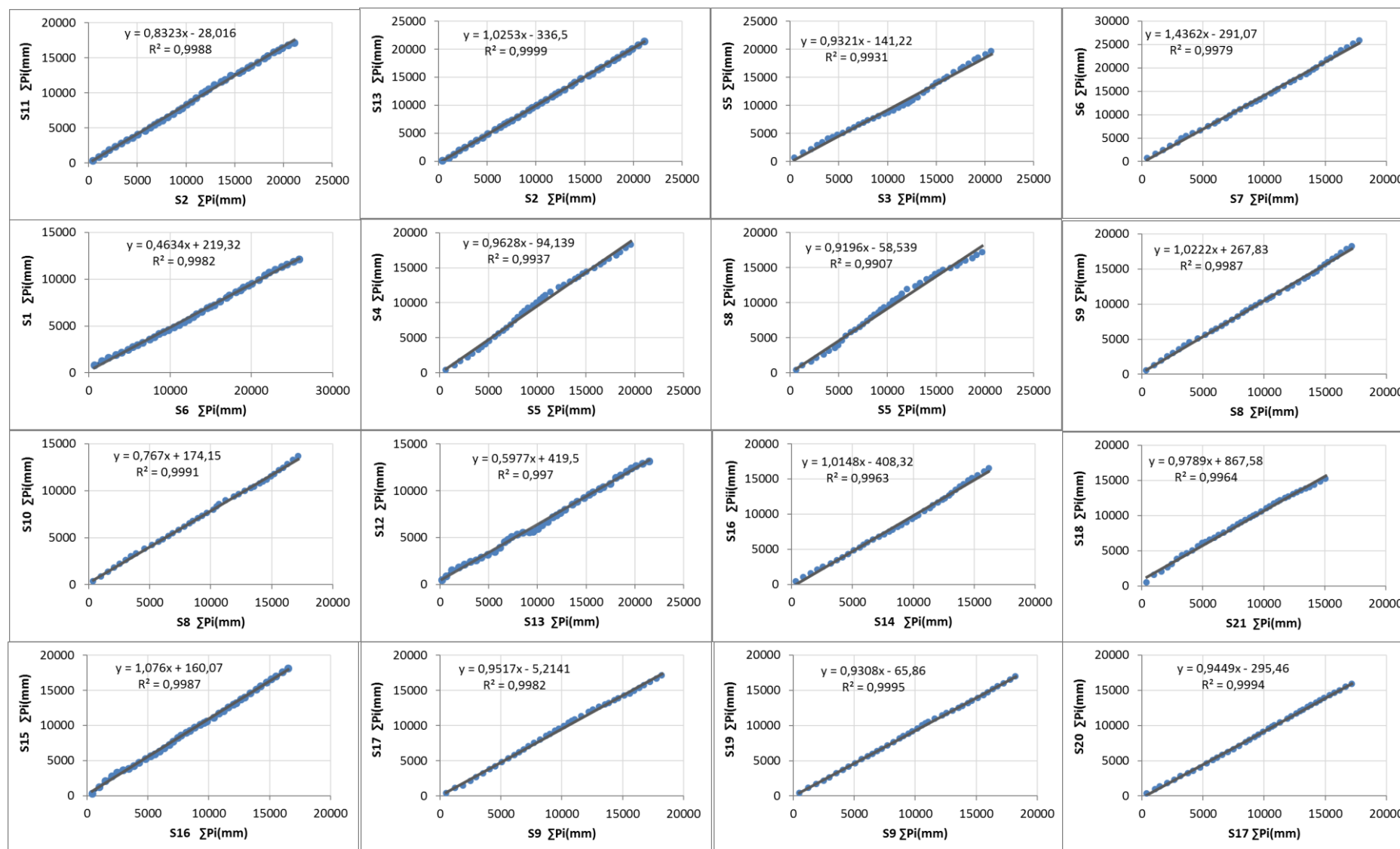


Figure III.3 : Double masses des séries pluviométriques étudiées (1970/71 – 2009/10).

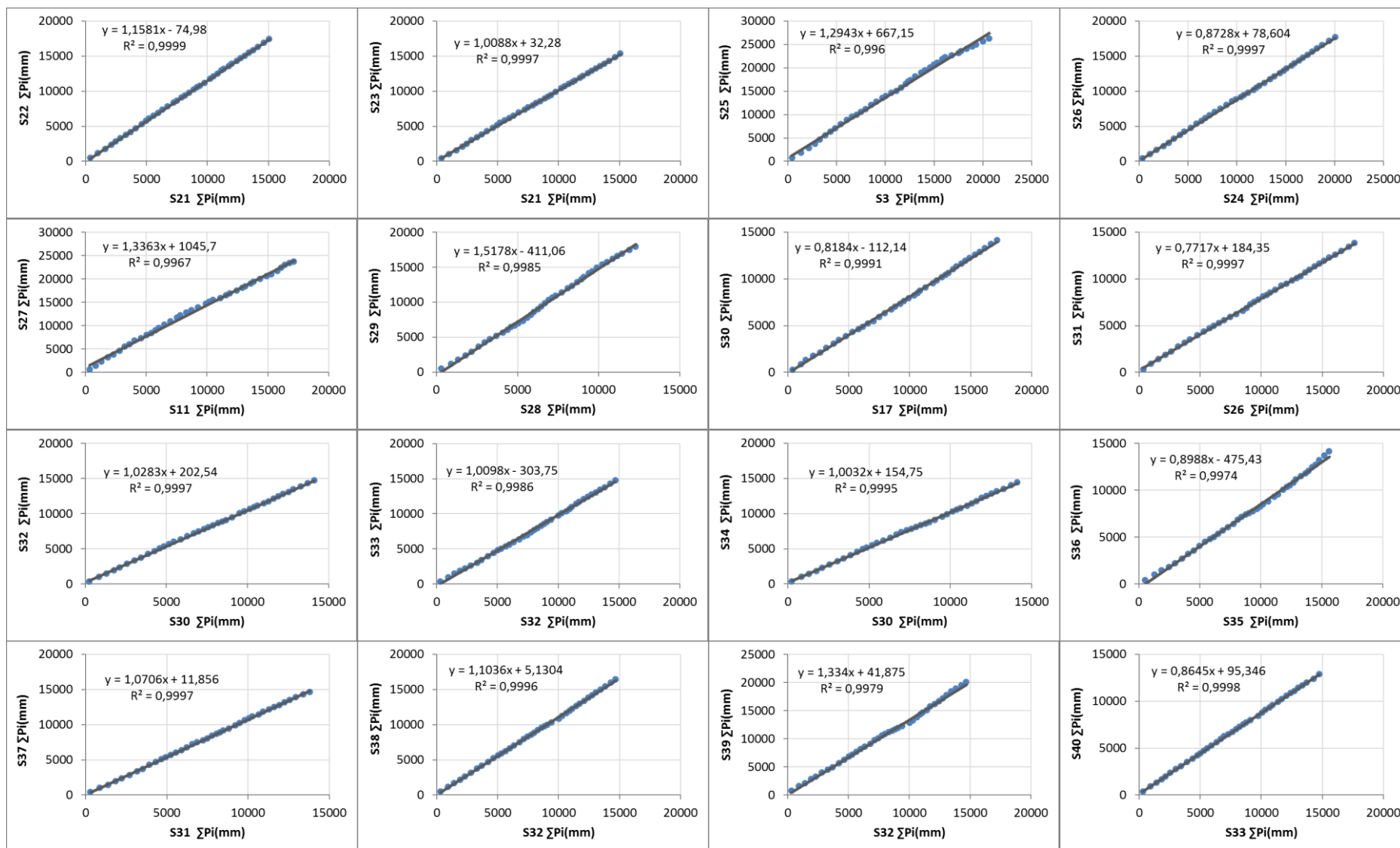


Figure III.3 : Double masses des séries pluviométriques étudiées (1970/71 – 2009/10) (suite)

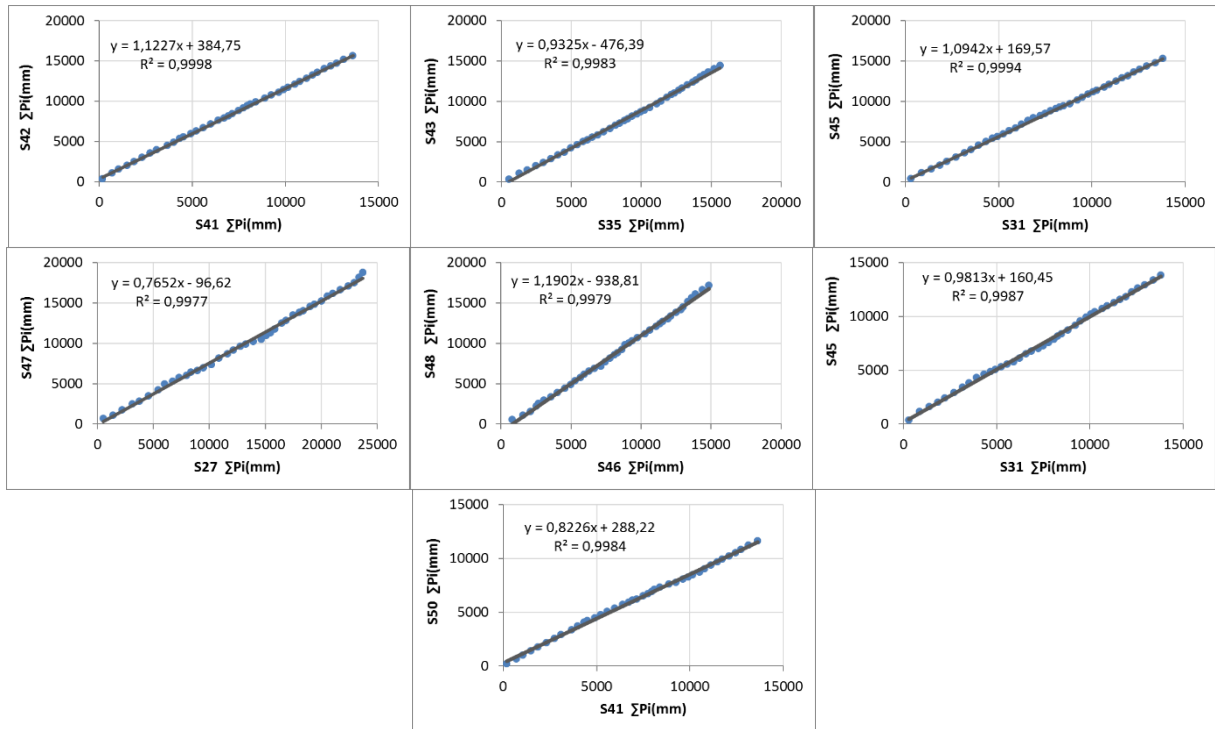


Figure III.3 : Double masses des séries pluviométriques étudiées (1970/71-2009/10) (Suite et fin)

L'examen des graphiques des doubles masses, montre que le tracé obtenu entre les stations de référence et les stations à contrôler ne présente aucune cassure sur la droite des totaux pluviométriques cumulés au cours des années d'observations et que le coefficient de détermination proche du 1. Nous pouvons dire que les stations étudiées sont homogènes et les données de ces dernières sont fiables.

III.5. Etude du régime pluviométrique

III.5.1. Distribution mensuelle des précipitations

L'analyse des précipitations mensuelles des cinquante stations choisies révèle que la station S25 (Haut Chélif) enregistre un maximum de 108,1 mm en Janvier et que le minimum de 0,8 mm est atteint au mois de Juillet au niveau des deux stations S31 et S39. (Moyen Chélif) (Tableau III.3).

Tableau III.3 : Précipitations moyennes mensuelles des stations choisies (1970/71 - 2009/10).

N°	Code	Sept.	Oct.	Nov.	Déc.	Jan.	Fév.	Mars	Avril	Mai	Juin	Jui.	Aout
S1	011301	23,1	30,1	27,0	33,6	46,2	30,4	35,4	28,9	28,1	9,7	3,4	7,9
S2	011302	35,2	48,2	57,1	66,9	74,3	68,1	64,0	49,1	41,1	10,7	5,5	7,3
S3	011404	28,0	44,1	62,4	73,8	67,6	64,5	54,6	54,2	39,9	13,7	3,7	9,8
S4	011405	25,6	38,3	54,3	65,3	63,4	58,8	54,3	43,3	33,2	10,1	5,0	5,5
S5	011407	25,5	39,9	57,3	71,8	69,2	55,8	59,6	54,5	39,6	8,4	4,3	4,2
S6	011509	31,5	49,6	80,4	94,9	90,2	83,0	82,2	66,8	48,2	9,4	4,8	5,4
S7	011510	23,7	38,4	50,6	51,6	58,0	53,4	54,1	66,8	31,1	9,1	1,8	5,8
S8	011512	22,4	36,0	52,0	62,5	60,6	61,1	51,8	41,6	27,6	7,3	2,5	3,8
S9	011514	20,7	34,9	54,2	67,4	69,2	59,1	52,9	42,3	33,9	14,8	1,1	5,0
S10	011601	19,7	28,3	36,5	45,9	44,4	46,9	41,5	35,7	27,4	8,7	2,5	4,4
S11	011603	30,8	36,9	45,7	54,0	66,0	50,8	51,1	38,8	31,9	10,5	4,3	7,8
S12	011604	19,7	29,4	31,7	43,1	42,5	38,1	37,2	37,5	33,5	8,3	3,5	4,4
S13	011605	29,2	48,3	62,5	67,2	73,3	70,5	66,0	53,1	35,6	13,0	5,9	11,3
S14	011606	22,1	38,8	43,3	49,3	54,9	51,9	51,2	39,9	33,6	9,3	4,8	5,8
S15	011607	26,6	40,9	51,7	53,0	64,2	62,3	58,3	46,5	31,1	10,3	3,3	5,4
S16	011609	25,2	37,5	43,4	54,2	52,2	50,2	57,8	35,8	36,2	9,2	3,4	7,6
S17	011702	19,1	32,8	55,9	62,8	60,3	58,7	56,2	42,1	27,0	9,2	1,2	3,8
S18	011703	18,0	33,9	42,9	45,9	54,2	53,3	51,5	38,3	28,2	6,0	3,2	5,2
S19	011706	23,8	35,0	53,0	56,9	58,6	58,9	52,1	41,3	27,4	9,6	3,0	4,8
S20	011711	18,1	33,4	52,8	53,3	54,3	53,1	53,7	37,7	24,4	8,3	2,7	5,6
S21	011715	18,9	34,9	41,4	47,5	51,8	51,0	53,7	38,6	25,3	6,7	2,0	4,9
S22	011717	23,4	37,1	53,0	58,8	61,4	58,2	54,5	39,6	28,8	10,8	3,1	5,7
S23	011718	23,9	29,8	43,5	48,6	50,9	54,3	49,0	36,7	25,5	12,3	2,3	6,2
S24	011801	21,4	37,6	64,4	73,5	75,5	69,8	66,1	45,9	32,2	8,8	1,6	4,8
S25	011803	25,3	53,3	81,0	90,0	108,1	87,7	90,0	59,8	42,3	10,3	2,3	5,4
S26	011804	20,5	34,6	55,4	59,2	62,9	60,9	54,8	44,0	33,1	9,5	1,6	4,7
S27	011806	23,6	47,2	81,2	92,1	80,9	83,4	76,4	52,8	38,9	8,8	1,5	5,7
S28	011901	17,8	26,8	34,2	38,1	38,2	42,0	37,8	32,9	24,5	7,4	1,5	5,9
S29	011903	23,5	38,5	51,1	52,9	59,2	58,9	56,6	47,0	37,2	11,7	3,7	7,5
S30	011904	15,0	30,3	47,2	46,4	47,2	48,1	43,2	35,9	27,5	8,3	1,1	2,8
S31	011906	16,6	29,5	44,2	44,2	45,4	47,4	40,6	38,2	25,6	7,8	0,8	4,7
S32	012001	15,7	27,9	49,9	48,8	51,2	52,2	43,1	38,2	28,2	9,0	1,4	1,9
S33	012004	16,3	30,9	48,1	46,9	51,1	49,3	42,5	35,5	35,8	6,8	1,9	3,5
S34	012007	16,9	31,4	47,5	48,6	48,9	48,1	43,4	38,2	27,7	6,4	0,9	2,9
S35	012108	17,7	29,4	48,9	50,9	53,8	53,0	47,8	43,4	30,7	7,5	2,6	5,0
S36	012120	21,3	28,8	43,9	49,3	46,8	48,1	37,2	35,0	29,4	5,5	0,9	7,2
S37	012201	17,8	33,7	46,2	54,4	50,0	49,1	39,5	37,6	27,3	5,5	1,5	1,7
S38	012203	17,6	34,8	53,8	58,2	58,6	57,6	45,7	39,5	33,3	5,8	1,5	4,1
S39	012205	23,3	37,2	71,9	77,6	71,8	65,9	61,0	50,3	35,6	4,5	0,8	3,1
S40	012218	19,7	28,4	40,5	42,8	41,3	42,7	37,2	33,2	25,1	4,9	1,3	4,2
S41	012219	17,0	34,9	44,9	44,9	43,9	45,5	37,1	34,9	27,0	4,4	1,3	4,9
S42	012221	18,1	35,3	53,8	56,2	54,2	54,9	42,2	37,9	27,9	5,5	1,6	3,6
S43	012222	18,0	32,3	43,5	45,1	47,3	53,3	44,6	35,4	30,8	6,2	1,7	2,2
S44	012224	17,1	40,9	65,5	61,5	50,4	56,1	45,7	45,8	27,7	4,7	2,3	6,1
S45	012225	16,8	36,1	51,2	47,8	51,5	52,5	40,1	40,0	32,9	7,2	1,3	4,6
S46	012304	16,3	31,8	42,0	51,5	60,8	53,9	46,1	36,5	23,6	3,3	2,1	2,9
S47	012306	16,9	38,3	53,0	72,8	58,3	75,4	48,0	53,6	38,0	8,9	0,9	4,1
S48	012307	18,7	28,7	48,9	56,5	64,1	67,5	53,9	46,8	34,7	6,3	1,6	1,1
S49	012308	16,8	28,6	42,5	42,8	44,0	48,4	44,7	37,2	28,7	5,9	1,4	4,0
S50	012309	10,3	26,1	36,7	39,9	39,6	42,5	38,7	26,3	22,2	4,2	1,4	2,3
	Max	35,2	53,3	81,2	94,9	108,1	87,7	90,0	66,8	48,2	14,8	5,9	11,3
	Min	10,3	26,1	27,0	33,6	38,2	30,4	35,4	26,3	22,2	3,3	0,8	1,1

D'après la figure III.4 qui représente les précipitations moyennes mensuelles des stations étudiées, on constate une période humide où les précipitations surviennent pendant le mois de septembre jusqu'en Mai et une période sèche (estivale) où les mois de juin, juillet et août présentent une très faible pluviométrie mensuelle.

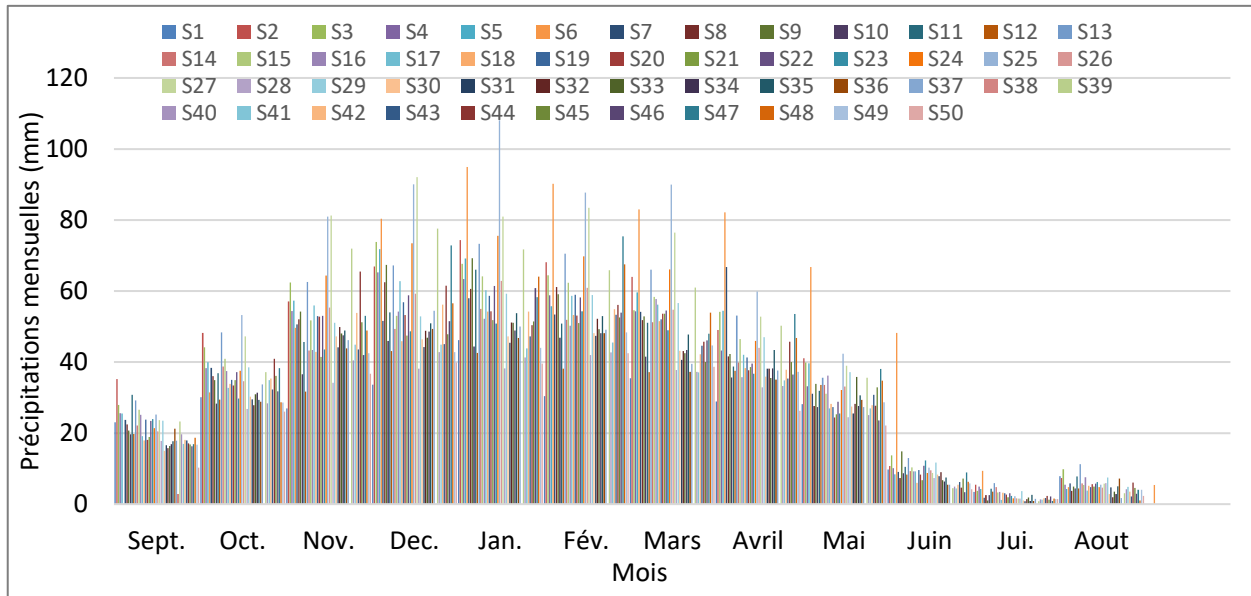


Figure III.4 : Précipitations moyennes mensuelles des stations étudiées (1970/71 – 2009/10).

III.5.1.1. Répartition spatiale des précipitations moyennes mensuelles (1970/71 - 2009/10)

Pour visualiser la répartition des précipitations sur la région d'étude, une interpolation linéaire a été établie avec le logiciel ArcGis 10.8 en utilisant la méthode de krigeage ordinaire. C'est une procédure géostatistique avancée qui génère une surface estimée à partir d'un ensemble dispersé de points. Le krigeage est la technique la plus fréquemment utilisée.

La Figure III.5 montre que la répartition de la variabilité change d'un mois à l'autre avec une variabilité mensuelle très importante. Les mois les plus pluvieux sont Décembre, Janvier, Février et Mars. Une variabilité des précipitations plus faible est enregistrée en Juin, Juillet et Aout.

Le relief joue un rôle important dans la répartition des précipitations dans la zone d'étude durant la saison pluvieuse (Octobre- Mars). Elles sont importantes sur les sommets nord de Zekkar, Gountas, et les sommets Sud de l'Ouarsenis, Djebel Meddad et Ech Chaoui et les monts de Mahouada, Moula Gomer et Rtael vers l'Est. Les précipitations varient en fonction de l'altitude et de la saison.

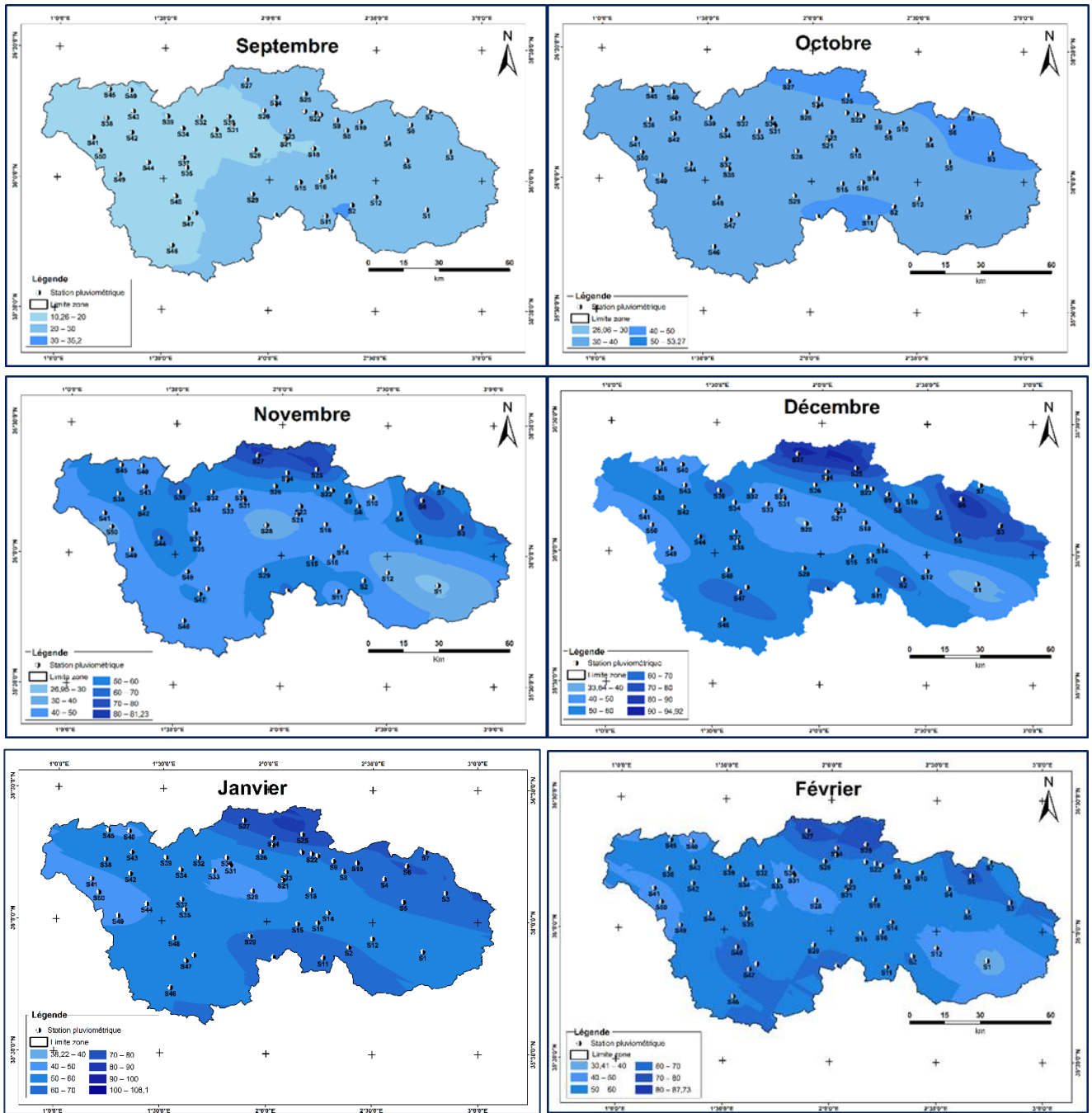


Figure III.5: Cartes de répartition de la pluviométrie moyenne mensuelles (1970/71– 2009/10).

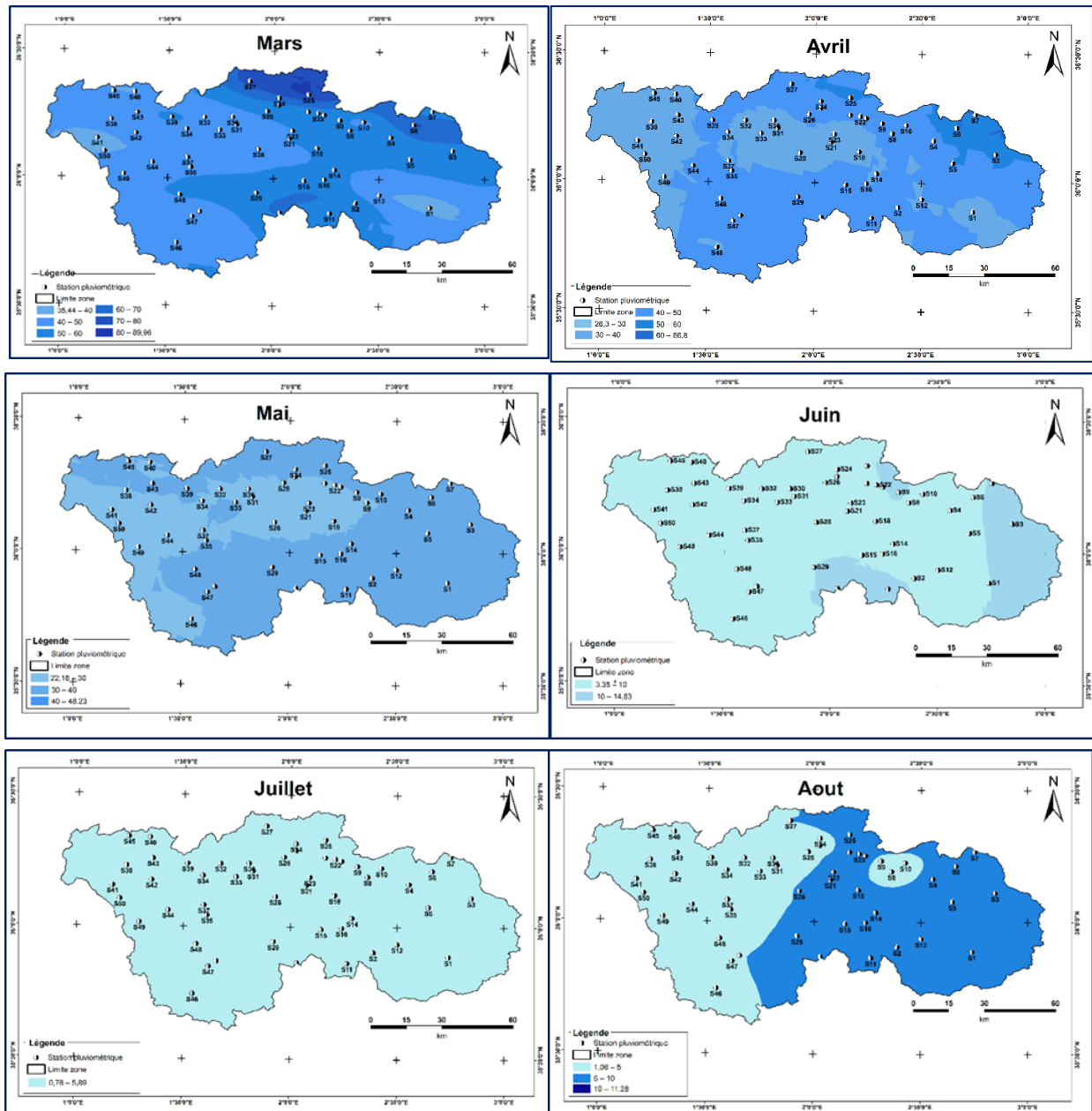


Figure III.5 : Cartes de répartition de la pluviométrie moyenne mensuelles (1970/71 – 2009/10) (suite et fin).

Différents paramètres statistiques ont été calculé à savoir : la moyenne arithmétique, l'écart type (σ) et le coefficient de variation (CV%). Ces paramètres sont mentionnés dans le tableau 1 en annexe.

D'après le tableau 1, on constate de grandes valeurs du coefficient de variation enregistrées durant la saison estivale dans la totalité des stations avec une valeur extrême de 312,6 % à la station Bourdj Bounaama (S46) au mois de Juillet. La rareté des précipitations estivales et leurs caractères orageux explique cette forte variabilité pendant les mois secs. Les faibles valeurs du

coefficient de variation sont observées pendant les mois pluvieux. Une valeur minimale de 49,9 % est enregistrée au niveau de la station Djenane Ben Ouadah (S10) au mois de décembre.

III.5.2. Distribution saisonnière des précipitations

Afin de détecter les baisses et les hausses de régime pluviométrique, l'étude de la distribution saisonnière des précipitations est indispensable. Les précipitations moyennes saisonnières des stations étudiées sont présentées dans le tableau III.4.

Tableau III.4 : Précipitations moyennes saisonnières des stations étudiées (1970/71 - 2009/10).

N°	Code	A	H	P	E	N°	Code	A	H	P	E
S1	011301	26,7	36,8	30,8	7,0	S26	011804	36,8	61,0	44,0	5,3
S2	011302	46,8	69,8	51,4	7,8	S27	011806	50,7	85,5	56,1	5,4
S3	011404	44,8	68,6	49,5	9,1	S28	011901	26,3	39,4	31,7	4,9
S4	011405	39,4	62,5	43,6	6,9	S29	011903	37,7	57,0	46,9	7,6
S5	011407	40,9	65,6	51,2	5,7	S30	011904	30,8	47,2	35,5	4,1
S6	011509	53,8	89,4	65,7	6,5	S31	011906	30,1	45,7	34,8	4,4
S7	011510	37,6	54,3	50,7	5,6	S32	012001	31,2	50,7	36,5	4,1
S8	011512	36,8	61,4	40,4	4,5	S33	012004	31,8	49,1	38,0	4,0
S9	011514	36,6	65,3	43,0	7,0	S34	012007	31,9	48,5	36,4	3,4
S10	011601	28,2	45,7	34,8	5,2	S35	012108	32,0	52,5	40,6	5,0
S11	011603	37,8	56,9	40,6	7,5	S36	012120	31,3	48,1	33,9	4,5
S12	011604	26,9	41,3	36,1	5,4	S37	012201	32,6	51,2	34,8	2,9
S13	011605	46,7	70,3	51,5	10,0	S38	012203	35,4	58,1	39,5	3,8
S14	011606	34,7	52,1	41,6	6,6	S39	012205	44,1	71,7	49,0	2,8
S15	011607	39,8	59,8	45,3	6,3	S40	012218	29,5	42,3	31,8	3,5
S16	011609	35,3	52,2	43,2	6,7	S41	012219	32,3	44,8	33,0	3,5
S17	011702	35,9	60,6	41,7	4,7	S42	012221	35,8	55,1	36,0	3,5
S18	011703	31,6	51,1	39,4	4,8	S43	012222	31,3	48,6	36,9	3,4
S19	011706	37,3	58,1	40,2	5,8	S44	012224	41,2	56,0	39,7	4,3
S20	011711	34,8	53,5	38,6	5,5	S45	012225	34,7	50,6	37,7	4,3
S21	011715	31,8	50,1	39,2	4,5	S46	012304	30,0	55,4	35,4	2,8
S22	011717	37,9	59,5	41,0	6,5	S47	012306	36,0	68,8	46,5	4,6
S23	011718	32,4	51,3	37,1	6,9	S48	012307	32,1	62,7	45,1	3,0
S24	011801	41,1	72,9	48,1	5,1	S49	012308	29,3	45,1	36,9	3,8
S25	011803	53,2	95,3	64,0	6,0	S50	012309	24,3	40,7	29,0	2,6

A : Automne ; H : Hiver ; P : Printemps ; E : Eté.

En analysant le tableau III.4 et la figure III.6., il apparaît que l'hiver et le printemps sont les saisons les plus pluvieuses dans la région. En revanche, l'été est la saison des faibles précipitations.

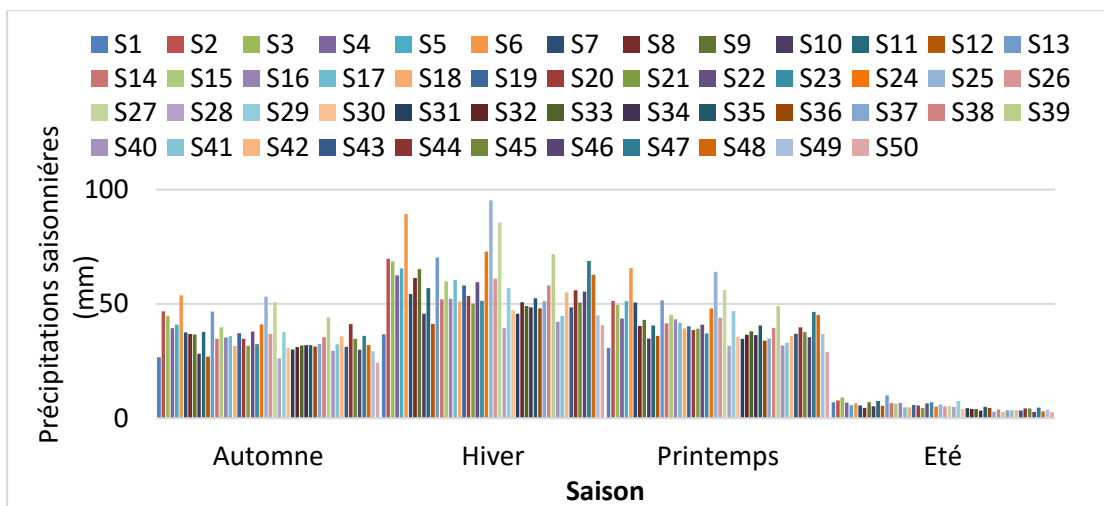


Figure III.6 : Précipitations moyennes saisonnières des stations étudiées (1970/71 - 2009/10).

III.5.2.1. Répartition spatiale des précipitations moyennes saisonnières (1970/71 - 2009/10)

Les cartes des précipitations à l'échelle saisonnière montrent que les précipitations hivernales sont clairement dominantes, suivies du printemps, de l'automne et de l'été en dernier, ce qui est cohérent avec les résultats du tableau III.5. Les précipitations sont plus abondantes dans la partie nord et sud de la zone d'étude en hiver et au printemps suivant les fortes altitudes (figure III.7).

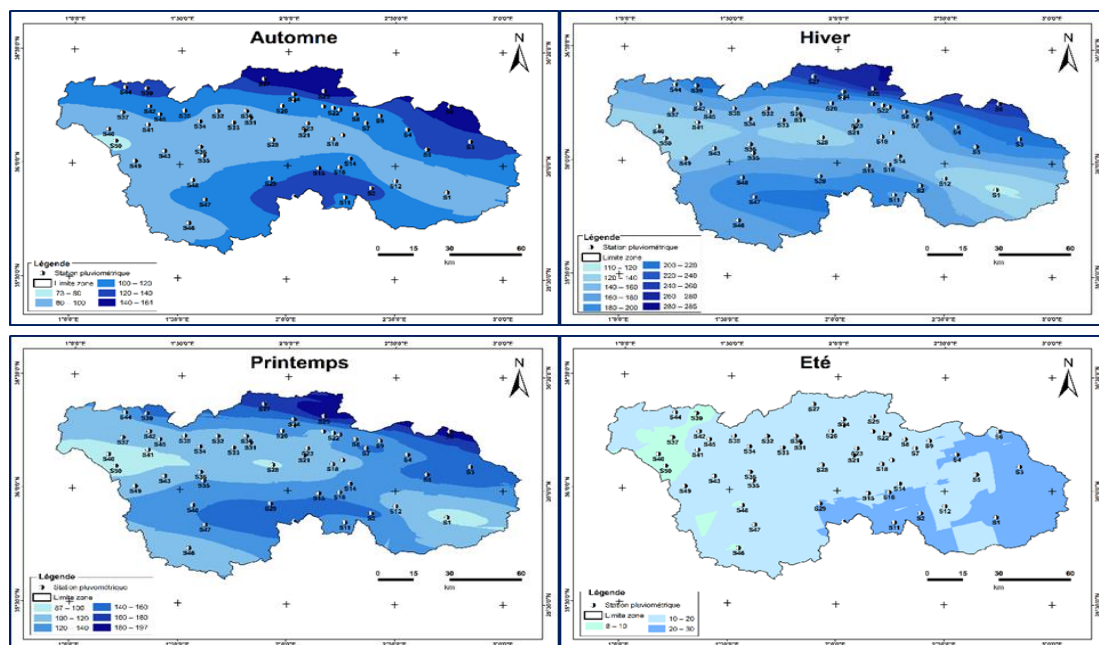


Figure III.7 : Cartes de distribution de la pluviométrie moyenne saisonnière (1970/71 - 2009/10).

III.5.2.2. Régime pluviométrique saisonnier dominant

Pour déterminer le régime saisonnier dominant dans la région d'étude, on calcule le cumul des précipitations mensuelles pour chaque saison, puis on procède à un classement de ces quatre saisons par ordre décroissant de la pluviosité. Les quatre initiales des saisons ainsi classées forment "l'Indicatif saisonnier" et le régime qui présente le pourcentage le plus élevé est considéré comme dominant de la région.

Les Pourcentages des régimes saisonniers des stations étudiées (1970/71 - 2009/10) sont présentés dans le tableau 2 placé en Annexe. Le tableau III.5 présente le régime saisonnier dominant pour chaque station.

Tableau III.5 : Régime saisonnier dominant pour chaque station étudiée (1970-71/2009-10).

N° Station	Code de la Station	Régime dominant	N° Station	Code de la Station	Régime dominant
S1	011301	HAPE	S26	011804	HPAE
S2	011302	HPAE	S27	011806	HAPE
S3	011404	HAPE	S28	011901	HPAE
S4	011405	HAPE	S29	011903	HPAE
S5	011407	HAPE	S30	011904	HPAE
S6	011501	HPAE	S31	011906	HAPE
S7	011509	HPAE	S32	012001	HAPE
S8	011510	HAPE	S33	012004	HAPE
S9	011512	HPAE	S34	012007	HPAE
S10	011514	HPAE	S35	012108	HPAE
S11	011603	HPAE	S36	012119	HPAE
S12	011604	HPAE	S37	012120	HAPE
S13	011605	HPAE	S38	012201	HPAE
S14	011606	HPAE	S39	012203	HPAE
S15	011607	HPAE	S40	012205	HAPE
S16	011609	HPAE	S41	012218	HAPE
S17	011702	HAPE	S42	012219	HAPE
S18	011703	HPAE	S43	012221	HPAE
S19	011706	HAPE	S44	012222	HAPE
S20	011711	HPAE	S45	012224	HAPE
S21	011715	HPAE	S46	012304	HPAE
S22	011717	HAPE	S47	012306	HAPE
S23	011718	HPAE	S48	012307	HPAE
S24	011801	HPAE	S49	012308	HPAE
S25	011803	HPAE	S50	012309	HPAE

D'après les résultats du tableau III.5, nous pouvons dire que le régime saisonnier le plus dominant dans la zone d'étude est de type **HPAE**.

III.5.3. Distribution annuelle des précipitations

La cartographie des précipitations moyennes annuelles de la zone d'étude entre 1970/71 et 2009/10 révèle une valeur moyenne de 417,97 mm (Figure III.8).

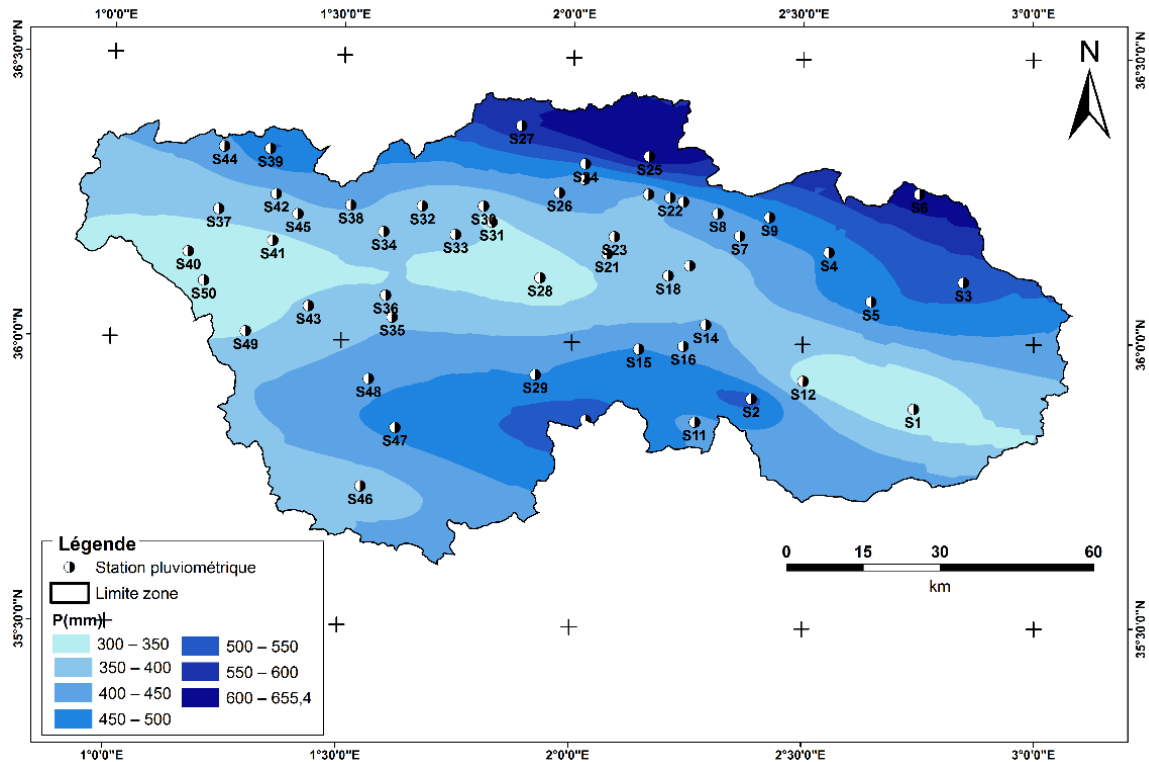


Figure III.8 : Carte de distribution de la pluviométrie moyenne annuelle (1970/71 - 2009/10).

La distribution des pluies est très marquée spatialement, au Nord de la zone d'étude, les précipitations interannuelles sont très importantes. Elles diminuent progressivement vers le centre. En effet, la pluie diminue à mesure qu'on s'éloigne du littoral à cause de l'appauvrissement progressif de l'atmosphère en vapeur d'eau. Il y a une variation des précipitations en fonction de l'altitude.

L'analyse du tableau III.6 qui donne les caractéristiques de la pluviométrie annuelle des postes retenus, montre que la moyenne interannuelle pour la période d'observation est maximale dans la station de Sidi Medjahed (S25) située au Nord de la zone d'étude qui reçoit **655,4 mm**. La même période a enregistré un minimum de **290 mm** à la station d'Oued Sly (S50) située au sud de la zone. Pour l'ensemble des stations retenues, le coefficient de variation oscille entre 21,2 et 44%. La valeur la plus élevée est enregistrée à la station de Bordj el Amir Khaled (S18).

Tableau III.6 : Paramètres statistiques des précipitations annuelles des stations étudiées pour la période (1970/71-2009/10).

N°	Code	Min	Max	Moy	Ecart-type	CV%	N°	Code	Min	Max	Moy	Ecart-type	CV%
S1	011301	137,0	811,3	303,9	112,2	36,9	S26	011804	246,9	627,1	441,2	100,4	22,8
S2	011302	316,0	832,1	524,1	124,2	23,7	S27	011806	305,7	921,8	592,9	154,3	26,0
S3	011404	238,1	937,2	516,3	139,4	26,4	S28	011901	157,5	594,5	307,1	92,7	30,3
S4	011405	237,5	676,9	457,0	107,9	23,6	S29	011903	228,8	685,9	447,6	112,2	25,1
S5	011407	223,6	882,3	490,1	169,1	34,5	S30	011904	205,7	595,5	353,0	84,0	23,8
S6	011509	372,0	942,4	646,3	152,6	23,6	S31	011906	190,8	586,1	345,0	86,0	24,9
S7	011510	188,2	691,4	444,4	123,4	28,7	S32	012001	168,4	666,1	367,4	98,4	27,4
S8	011512	209,7	684,5	429,4	116,4	27,1	S33	012004	241,7	620,6	368,6	95,6	25,9
S9	011514	195,0	742,8	455,5	110,6	24,3	S34	012007	178,8	668,4	360,8	101,2	28,0
S10	011601	152,6	518,8	341,9	81,7	23,9	S35	012108	196,4	764,1	390,6	126,0	30,3
S11	011603	241,5	639,2	428,5	105,8	24,7	S36	012120	173,4	645,1	353,3	108,9	30,8
S12	011604	51,0	621,9	329,1	131,1	39,8	S37	012201	207,5	665,3	364,5	96,3	26,4
S13	011605	183,2	772,5	535,9	132,4	24,7	S38	012203	216,3	696,3	410,6	103,1	25,1
S14	011606	168,6	622,2	404,9	103,4	25,8	S39	012205	234,4	845,8	502,9	146,5	29,1
S15	011607	154,9	938,3	453,7	160,7	35,4	S40	012218	184,1	552,3	321,3	77,9	24,3
S16	011609	224,5	578,6	412,6	87,3	21,2	S41	012219	165,0	559,5	340,7	93,5	27,1
S17	011702	194,4	701,8	429,0	114,3	26,7	S42	012221	207,2	721,4	391,1	99,8	25,5
S18	011703	174,1	1067,4	380,6	167,6	44,0	S43	012222	215,0	683,4	360,4	91,4	25,4
S19	011706	174,3	717,1	424,4	102,1	24,0	S44	012224	238,6	708,1	423,8	101,9	24,1
S20	011711	184,8	629,7	397,3	95,1	23,9	S45	012225	107,5	737,6	382,0	116,8	30,6
S21	011715	185,4	608,7	376,7	88,7	24,3	S46	012304	153,0	551,1	371,0	111,2	32,8
S22	011717	192,1	709,5	434,6	106,2	24,4	S47	012306	176,1	770,5	468,1	166,7	35,6
S23	011718	176,6	619,6	383,0	101,5	26,5	S48	012307	231,7	648,6	428,7	103,9	24,2
S24	011801	282,0	771,3	501,2	127,7	25,5	S49	012308	177,6	792,9	345,0	113,0	32,7
S25	011803	370,1	1120,8	655,4	190,8	29,1	S50	012309	129,6	466,0	290,0	84,3	29,1

III.5.3.1. Variation de la pluviométrie interannuelle

La détection du régime des séries pluviométriques interannuelles des stations retenues est effectuée par les tests de tendance ainsi que la régression linéaire. La figure III.9 présente la variabilité des précipitations annuelles pour les onze stations de référence ; le reste des graphes est fourni en Annexe (figure). Les graphes montrent une variation interannuelle marquée, avec une tendance à la baisse illustrée par des pentes négatives pour toutes les stations étudiées.

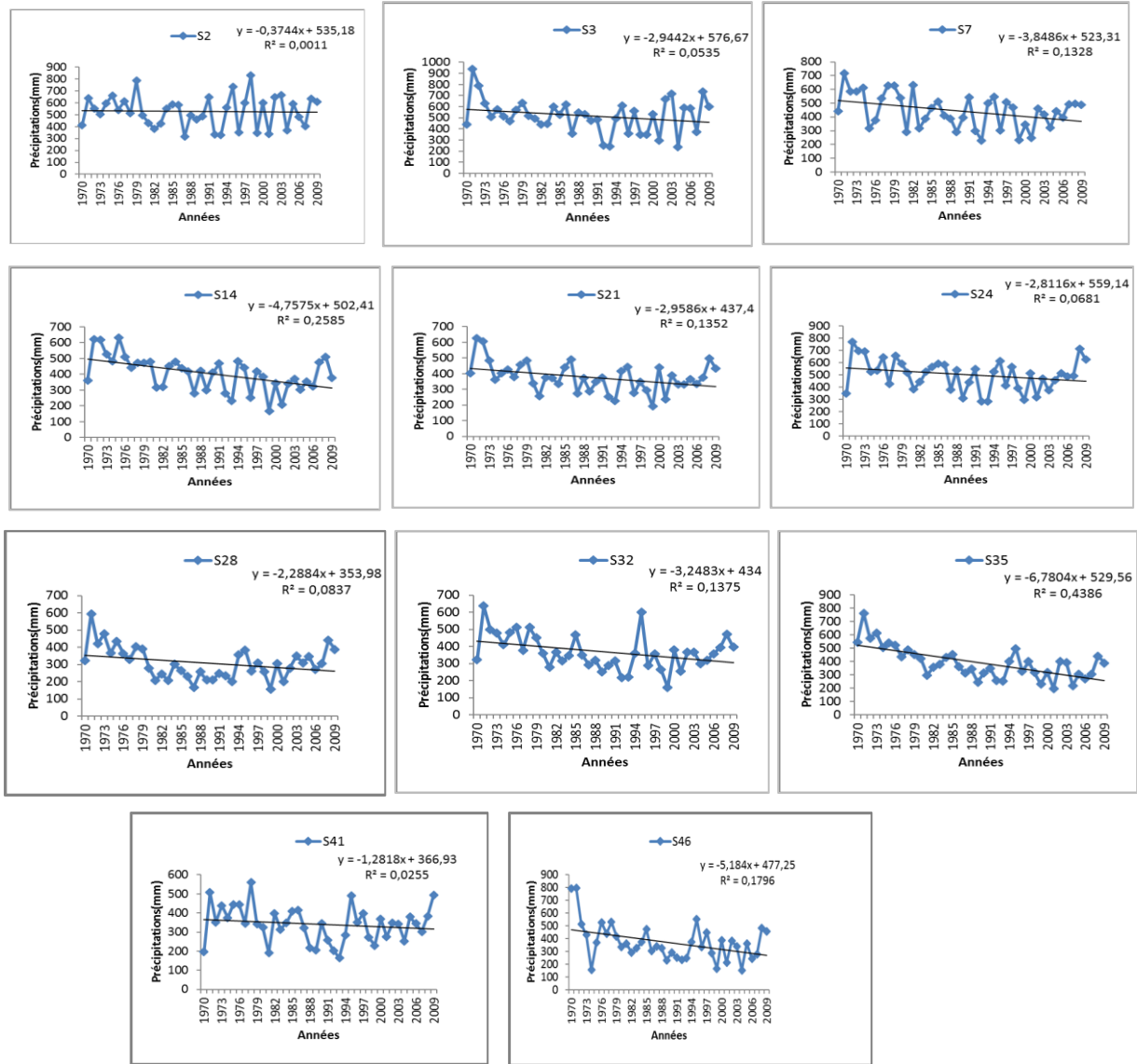


Figure III.9 : Variabilité des précipitations annuelles et courbes de tendance des stations de référence étudiées (1970/71 – 2009/10).

III.6. Détection des ruptures des séries pluviométriques

Les séries chronologiques analysées ont fait l'objet de tests statistiques spécifiques visant à identifier des discontinuités susceptibles d'indiquer une évolution du régime pluviométrique à l'échelle annuelle.

On entend par rupture une modification intervenant dans la fonction de distribution d'une série temporelle, survenant à un instant généralement non connu avec précision (Lubès et al., 1994). Un tel phénomène reflète un changement dans le fonctionnement du régime pluviométrique ou dans le comportement hydrologique du bassin.

Afin de mettre en évidence ces changements potentiels, plusieurs outils statistiques ont été mobilisés, notamment le test de Pettitt, la statistique U développée par Buishand, l'approche bayésienne proposée par Lee et Heghinian, ainsi que l'algorithme de segmentation de Hubert. L'ensemble de ces tests ont été appliqué à l'aide du **logiciel Khronostat**, conçu par l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD) en collaboration avec l'Université de Montpellier (Boyer et al., 1998).

III.6.1. Test de Pettitt (1979)

C'est un test non paramétrique, représente une extension du test de Mann-Whitney. L'hypothèse nulle repose sur l'absence de discontinuité dans la série (x_i) . La statistique $U_{t,N}$ associée au test est calculée pour chaque valeur de t appartenant à l'intervalle [1, N], conformément aux équations III.1 et III.2.

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

avec : $i=1, N$ et $J=t+1, N$

$$D_{ij} = \text{sgn}(x_i - x_j) \quad (\text{III.2})$$

avec :

$$\text{sgn}(x) = 1 \text{ si } x > 0;$$

$$\text{sgn}(x) = 0 \text{ si } x = 0;$$

$$\text{sgn}(x) = -1 \text{ si } x < 0;$$

$$x = x_i - x_j.$$

Si l'hypothèse nulle est rejetée, une estimation de la date de rupture est donnée par l'instant t définissant le maximum en valeur absolue de la variable $U_{t,N}$.

III.6.2. Segmentation de Hubert

Cette méthode consiste à diviser la série en m sous-intervalles (avec $m > 1$), de manière à ce que la moyenne de chaque segment soit statistiquement distincte de celle du (ou des) segment(s) adjacent(s). Il s'agit d'une approche particulièrement adaptée à la détection de ruptures multiples affectant la moyenne (Hubert et al., 1989). La procédure de segmentation est formulée comme suit :

Toute série x_i , $i = i_1, i_2$ avec $i_1 \geq 1$ et $i_2 \leq N$ où ($i_1 < i_2$) constitue un segment de la série initiale des (x_i) , $i = 1 \dots N$. Toute partition de la série initiale en m segments est une segmentation d'ordre m de cette série. À partir d'une segmentation particulière d'ordre m pratiquée sur la série initiale, on définit :

$$-i_k, k = 1, 2, \dots, m ;$$

$$-N_k = i_k - i_{k-1}.$$

$$x_k = \frac{\sum_{i=i_{k-1}+1}^{i=i_k} x_i}{N_k} \quad (\text{III.3})$$

$$D_m = \sum_{k=1}^{k=m} d_k \quad (\text{III.4})$$

$$d_k = \sum_{i=i_{k-1}+1}^{i=i_k} (x_i - \bar{x}_i)^2 \quad (\text{III.5})$$

La segmentation adoptée doit satisfaire à la condition selon laquelle, pour un ordre de segmentation m donné, l'écart quadratique D_m atteint une valeur minimale. Cette exigence constitue une condition nécessaire, mais demeure insuffisante à elle seule pour garantir l'optimalité de la segmentation. Il convient d'y associer une contrainte supplémentaire imposant que les moyennes de deux segments consécutifs soient statistiquement différenciables. Pour cela, le test de Scheffé (1959) est utilisé afin de vérifier la validité de chaque rupture introduite.

III.6.3. Méthode bayésienne de Lee et Heghinian

La méthode bayésienne de Lee & Heghinian est un test qui propose une approche paramétrique. Le modèle de base de la procédure est le suivant :

$$x_i = \begin{cases} \mu + \varepsilon_i & i=1, \dots, \tau \\ \mu + \delta + \varepsilon_i & i=\tau+1, \dots, N \end{cases} \quad (\text{III.5})$$

Les ε_i sont indépendants et normalement distribués, de moyenne nulle et de variance σ^2 .

τ et δ représentent respectivement la position dans le temps et l'amplitude d'un changement éventuel de la moyenne. Dans le cas d'une distribution unimodale, la date de rupture est approchée par la valeur du mode, avec une précision d'autant plus grande que la dispersion autour de celui-ci est réduite (Lespinas, 2008).

III.6.4. Statistique U de Buishand (1982, 1984)

Le test proposé par Buishand (1982, 1984), de nature **probabiliste bayésienne**, repose sur le même cadre théorique que celui utilisé dans l'approche développée par Lee et Heghinian. Il est **postulé** que la position du point de rupture t suit **a priori** une distribution uniforme. Dans ce contexte, la statistique associée au test de Buishand s'exprime de la manière suivante :

$$U = \frac{\sum_{k=1}^{N-1} (S_k / Dx)^2}{N(N+1)} \quad (\text{III.7})$$

$$S_k = \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x}) \quad (III.8)$$

Où $k = 1, 2, 3, \dots, N$ et Dx est écart type de la série.

Lorsque l’hypothèse nulle est rejetée, ce test ne permet pas d’estimer la date de la rupture. Les valeurs critiques de la statistique U ont été établies par Buishand (1982, 1984) à l’aide de simulations de type Monte-Carlo. Cette approche attribue un poids moindre aux observations situées en début et en fin de série, ce qui la rend particulièrement efficace pour détecter des ruptures de moyenne apparaissant en cours de période. La statistique U présente une bonne robustesse, car elle conserve sa validité même en cas de déviation par rapport à la distribution normale de la variable étudiée.

Le tableau III.7 synthétise les résultats des tests de rupture appliqués aux 11 stations pluviométriques de référence pour la période 1970/71 – 2009/10. Les résultats complémentaires sont disponibles en Annexe (tableau 3).

Tableau III.7 : Résultats des tests statistiques et les années de ruptures dans les stations de référence (1970/71 - 2009/10).

Ordre station	N° station	Test de Buishand	Test de Pettitt	Moyenne avant la rupture	Moyenne après la rupture	Rapport entre les deux Moy. (%)	Test de Lee et Heghinian	Moyenne avant la rupture	Moyenne après la rupture	Rapport entre les deux Moy. (%)	Test de Hubert	Moyenne avant la rupture	Moyenne après la rupture	Rapport entre les deux Moy. (%)
1	S2	Non	Non	/	/	/	Non	/	/	/	Non	/	/	/
2	S3	Non	Non	/	/	/	1973	699,3	508,6	-27,3	1973	699,3	508,6	-27,3
3	S7	Oui	1982	529,1	403,7	-23,7	1980	540,7	387,9	-28,3	1980	540,7	387,9	-28,3
4	S14	Oui	1980	496,4	363,8	-26,7	1980	496,4	363,8	-26,7	1980	496,4	363,8	-26,7
5	S21	Oui	Non	/	/	/	1979	429,1	343,4	-20,0	1980	429,1	343,4	-20
6	S24	Non	Non	/	/	/	1979	589,4	471,8	-20,0	1979	589,4	471,8	-20,0
7	S28	Oui	1979				1979	404,7	272,7	-32,6	1979	404,7	272,7	-32,6
8	S32	Oui	1979				1979	441,9	331,3	-25,0	1979	441,9	331,3	-25,0
9	S35	Oui	1979				1979	544,3	372,7	-31,5	1979	544,3	372,7	-31,5
10	S41	Oui	1979				1979	431,3	320,7	-25,6	1979	431,3	320,7	-25,6
11	S46	Non	Non	/	/	/	1979	397,5	319,2	-19,7	1979	397,5	319,2	-19,7

Non : absence de rupture

Oui : présence de rupture

Le test de Buishand met en évidence l’existence d’une rupture sur **33 stations**, sans toutefois permettre de localiser précisément les dates de changement. D’après les résultats issus du test de Pettitt, les ruptures apparaissent majoritairement à la fin des années 1970 et au début des années 1980, en lien

avec une diminution des précipitations ; ce test n'indique aucune rupture sur **15 stations**. Quant à la méthode de Lee et Heghinian, elle détecte des ruptures sur 17 stations durant les années 1970, et sur 32 stations dans les années 1980, avec une tendance générale à la baisse du régime pluviométrique.

Contrairement aux autres tests, le test de Hubert permet d'identifier plus qu'une rupture (10 stations présentent 2 ruptures). 45 stations présentent une seule rupture avec une tendance vers la baisse de la pluviométrie.

Les stations S5 (1993), S13 (1970), S15 (1970), S23 (2007), S26 (2004), S28 (2002), S36 (2006), S39 (1994), S40 (2007) et S50 (2007) enregistrent une augmentation de la moyenne des précipitations.

Ces résultats nous montrent une variabilité spatiale et temporelle des dates de ruptures dans la zone d'étude. Pour presque toutes les stations, une rupture (modifications dans les précipitations annuelles) est apparue entre la fin des années 1970 et le début des années 1980, ce sont les années du changement et le début d'un déficit pluviométrique. La station de Derrag n'a enregistré aucune rupture. Selon Lubès et al. (1994), l'absence de rupture ne signifie pas une absence de diminution dans les précipitations. Il y avait une variation du régime pluviométrique, mais elle est restée insignifiante.

III.7. Conclusion

Dans cette partie nous pouvons conclure que l'étude des précipitations moyennes de cinquante stations pluviométriques dont la période d'étude s'étale de 1970/71 à 2009/10 révèle une homogénéisation des données des précipitations en appliquant la méthode des doubles masses.

Les précipitations se caractérisent par leur irrégularité interannuelle. En outre, elles marquent une nette variation entre les stations. Ceci est dû, d'une part, à l'influence de la mer et d'autre part, à l'effet du relief.

L'indicatif saisonnier prépondérant dans la zone d'étude correspond au type HPAE, c'est-à-dire Hiver, Printemps, Automne, Été.

Les tests statistiques de détection de ruptures, appliqués aux cinquante stations analysées, indiquent l'apparition des premières ruptures au cours des années 1970, marquées par une légère tendance à la baisse. Ce phénomène s'intensifie dans les années 1980, avec l'observation de tendances contrastées (à la hausse et à la baisse) tout au long de la période d'étude.

CHAPITRE IV

CARACTERISATION DE LA SECHERESSE METEOROLOGIQUE PAR L'INDICE SPI

Chapitre IV : Caractérisation de la sécheresse météorologique par l'indice SPI

IV.1. Introduction

L'indice de sécheresse adéquat dépend de plusieurs aspects, tels que l'objectif de l'analyse, et la disponibilité des données. Dans ce travail, la sécheresse météorologique est évaluée par l'Indice Standardisé de Précipitations (SPI), un outil utilisé dans de nombreuses études très récentes dans diverses régions du globe grâce à ses multiples avantages :

- L'utilisation des précipitations mensuelles comme seules données d'entrée pour un certain nombre d'années les plus longues possibles (Sabău, 2014) ;
- L'adaptabilité aux variables hydroclimatologiques en plus des précipitations (Seiler *et al.*, 2002 ; Vicente-Serrano *et al.*, 2004) ;
- Une grande flexibilité, car il peut être appliqué à différentes échelles de temps (Edwards et McKee, 1997) ;
- La simplicité des calculs, comparativement à d'autres indices (Guttman, 1998) ;
- L'adéquation à la représentation spatiale, car il s'agit d'un indice normalisé, permettant la comparaison entre les zones d'une même région (Hayes *et al.*, 1999 ; Lloyd-Hughes et Saunders, 2002 ; Vicente-Serrano, 2006 ; Bordi *et al.*, 2007 ; Loukas et Vasiliades, 2004).

L'inconvénient du SPI c'est que ses valeurs varient si la durée de la période des relevés s'allonge (McKee *et al.*, 1993).

IV.2. Procédures de calcul de l'Indice SPI

L'indice SPI a été développé pour améliorer les capacités de détection et de surveillance des sécheresses. Il peut être évalué sur plusieurs échelles temporelles allant de 1 mois jusqu'à 48 mois et même plus (Hayes *et al.*, 1999). Ces échelles de temps traduisent les incidences de la sécheresse sur la disponibilité des différents types de ressources en eau. Le SPI de 1 mois reflète le court terme et les conditions de son application peuvent être liées étroitement à l'humidité du sol ; le SPI de 3 mois fournit une évaluation saisonnière des précipitations ; les SPI de 6 et 9 mois indiquent la tendance à moyen terme des précipitations. Le calcul du SPI-12 et plus, reflètent la tendance à long terme. Ils sont généralement liés aux écoulements dans les cours d'eau, aux volumes stockés dans les réservoirs et même aux niveaux statiques des nappes souterraines (Khan *et al.*, 2008).

Mc Kee et al. (1993) et Hayes et al. (1999) considèrent qu'une période requise minimale de trente ans est suffisante pour des échelles de temps courtes, tandis que des séries plus longues sont exigées dans le calcul du SPI-24, SPI-36 et SPI-48. Une durée supérieure à 50 ans est préconisée. (Guttman,1998).

IV.2.1. Calcul direct

Pour calculer Le SPI, il est nécessaire d'ajuster les séries pluviométriques recueillies à une courbe de probabilité (McKee et al., 1993). Pour une série distribuée suivant une loi normale, le SPI est équivalent à l'Indice Centré Réduit (ICR). Celui-ci est défini comme le rapport de l'écart à la moyenne interannuelle sur l'écart type de la série considérée. Comme la répartition des précipitations est généralement positivement asymétrique, on applique une transformation aux données afin de rendre leur distribution normale ou Gaussienne (Sharma, 1997). Le plus souvent, le choix de la transformation porte sur la loi de probabilité Gamma. Bien que l'ajustement à cette loi puisse être réalisé par des méthodes analytiques, une méthode statistique basée sur les paramètres de forme et d'échelle selon Edwards et McKee (1997) est utilisée. La densité de probabilité de cette distribution gamma est formulée comme suit :

$$g(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} \quad \text{Pour } x > 0 \quad (\text{VI.1})$$

Où α et β sont respectivement les paramètres de forme et d'échelle.

$\Gamma(\alpha)$ représente la fonction mathématique Gamma et x est la hauteur des précipitations.

En utilisant les paramètres résultants pour trouver la probabilité accumulée d'un épisode de précipitation observé, la probabilité cumulée (fonction de répartition) devient :

$$G(x) = \int_0^x g(x) dx = \frac{1}{\hat{\beta}^{\hat{\alpha}} \Gamma(\hat{\alpha})} \int_0^x x^{\hat{\alpha}-1} e^{-x/\hat{\beta}} dx \quad (\text{V.2})$$

Soit $t = x/\hat{\beta}$, cette équation devient la fonction gamma incomplète :

$$G(x) = \frac{1}{\Gamma(\hat{\alpha})} \int_0^x t^{\hat{\alpha}-1} e^{-t} dt \quad (\text{IV.3})$$

Puisque la fonction gamma n'est pas définie pour $x = 0$ et qu'une distribution de précipitation peut contenir des zéros, la probabilité cumulée devient :

$$H(x) = q + (1 - q)G(x) \quad (IV.4)$$

$H(x)$ est la probabilité cumulée lorsque $x = 0$ et q est la probabilité d'une précipitation nulle. $H(x)$ est ensuite transformé en une distribution normale standard Z ; caractérisée par une moyenne de zéro et une variance de (1). Les valeurs calculées donnent la valeur du SPI (McKee et al., 1993). Les périodes humides et sèches peuvent être représentées de la même manière ; ainsi, les périodes humides peuvent également être affichées en utilisant le SPI.

Les valeurs accumulées du SPI peuvent être utilisées pour analyser la gravité de la sécheresse.

IV.2.2. Calcul indirect

Le SPI est calculé également grâce à un programme informatique appelé **SPI_SL_6**, développé par le Service hydrométéorologique de la République de Serbie (RHMS), en se basant sur l'analyse statistique de la base de données, il permet de donner la valeur de cet indice pour différentes échelles du temps (OMM, 2012).

Le programme est téléchargeable gratuitement sur le site de National Drought Mitigation Center (NDMC):

<http://drought.unl.edu/MonitoringTools/DownloadableSPIProgram.aspx>.

IV.3. Lecture des valeurs de l'Indice Standardisé des Précipitations

McKee et al. (1993) ont proposé une classification des valeurs du SPI calculé. En fonction de la valeur obtenue de cet indice, l'intensité des épisodes de sécheresse est déterminée (Tableau IV.1). Une sécheresse sévit quand l'indice présente de façon continue une valeur inférieure ou égale à (-1) et se termine lorsque l'indice devient positif. Les valeurs SPI positives (supérieures à la médiane) indiquent les périodes humides, tandis que les valeurs négatives (inférieures à la médiane) indiquent les périodes sèches.

Tableau IV. 1: Classification de la sécheresse sur la base des valeurs de SPI (McKee et al, 1993).

Classes SPI	Interprétations
$SPI \geq 2$	Très Humide (TH)
$+1,5 \leq SPI \leq 1,99$	Humide (H)
$+1 \leq SPI \leq 1,49$	Modérément Humide (MH)
$-0,99 < SPI < 0,99$	Normale (N)
$-1,49 < SPI \leq -1$	Modérément Sec (MS)
$-1,99 < SPI \leq -1,5$	Sec (S)
$SPI \leq -2$	Très Sec (TS)

IV.4. Caractérisation spatiotemporelle de la sécheresse météorologique

L'étude de la variabilité spatio-temporelle de la sécheresse s'avère importante dans l'objectif de bien analyser et régionaliser ce phénomène dans une région. Dans ce travail la caractérisation spatiotemporelle de la sécheresse météorologique a été faite par deux approches ; la première approche se base sur l'application de l'indice SPI à l'échelle annuelle sur les onze stations de référence ; la deuxième se repose sur l'application du SPI sur différentes échelles du temps et sur la totalité des stations étudiées.

IV.4.1. Application de l'indice SPI-annuel sur les stations de référence

Cette approche reprend les résultats présentés dans un article paru en 2021 dans la revue Acta Scientiarum Polonorum Formatio Circumiectus et intitulé « Spatial-temporal characterization of meteorological drought using the Standardized Precipitation Index. Case study in Algeria », par Fellag et al.

En utilisant des cumuls annuels de précipitations pour chacune des onze stations de références pour la période 1970/71-2009/10, des valeurs du SPI-annuel ont été calculées, ce qui implique que nous avons utilisé un cas spécifique du SPI-12.

IV.4.1.1. La répartition temporelle et spatiale des épisodes secs et humides

L'évolution interannuelle de la pluviométrie dans les stations de référence pour la période 1970/71-2009/10, est caractérisée par une alternance d'années humides, normales et sèches. La figure IV.1 illustre la répartition temporelle de ces épisodes pour les onze stations.

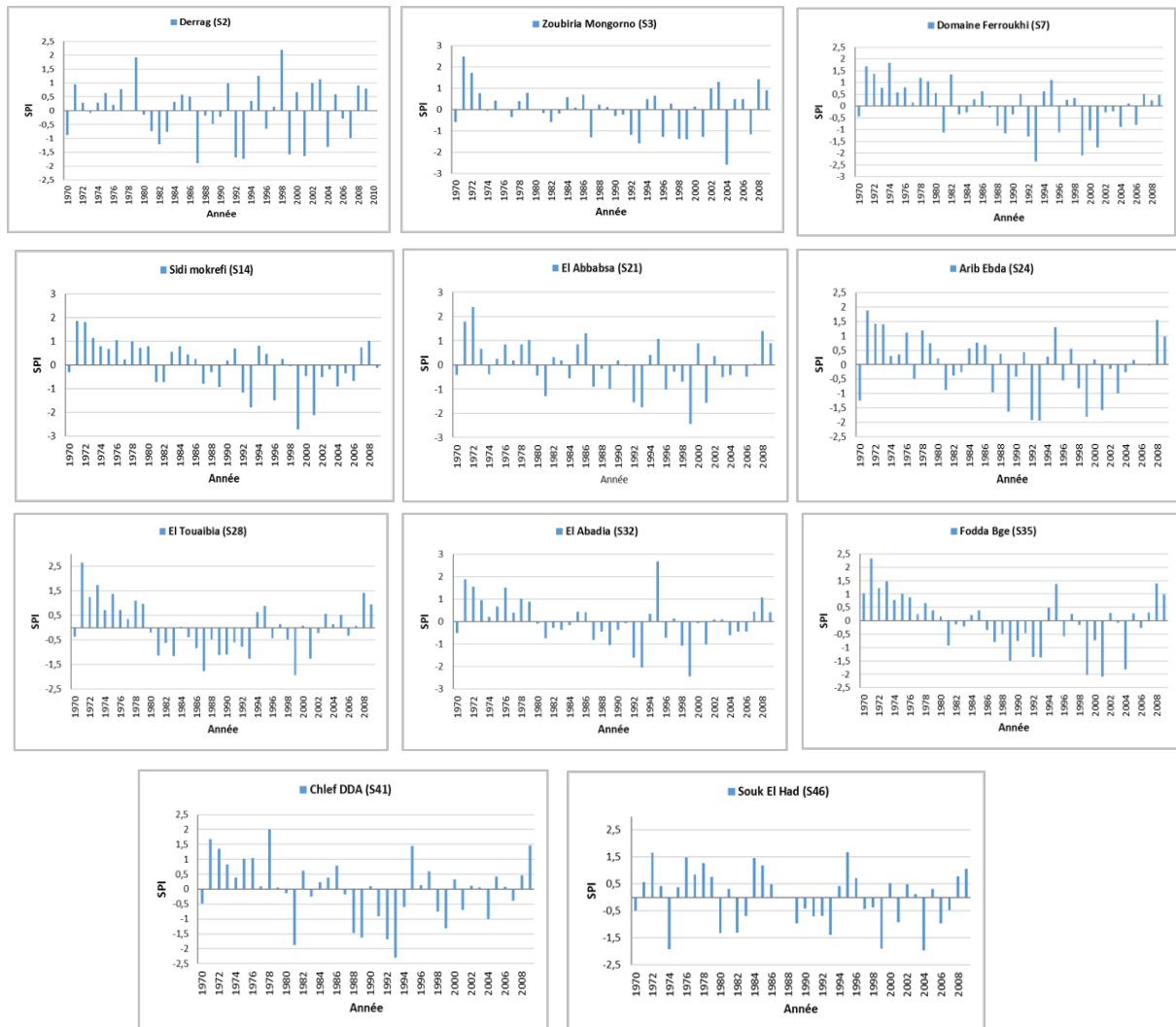


Figure IV. 1: L'évolution du SPI sur la période d'étude de chaque station de référence.

La figure VI.1 montre que la décennie 1970-1979 a connu une sécheresse dans deux stations Arib Ebda en 1970 et la station Souk el Had en 1974. Cette décennie humide (1970/71–79/80) a été suivie d'une alternance d'années sèches et humides. La sécheresse est souvent répétée, et cela est dû au déficit des précipitations. En termes de fréquence, l'évolution du SPI a révélé une dominance des années normales (67%) par rapport aux années sèches (17%) et humides (16%). Ces deux classes montrent une certaine alternance dans la zone étudiée. La sécheresse a persisté durant les années 1992/93, 1993/94, 1999/2000, 2001/02 et 2004/05. Ces

années ont marqué des sécheresses avec des valeurs inférieures à -2. Une absence de sécheresse a également été enregistrée entre 2005/06 et 2009/10.

Afin de mieux visualiser les résultats obtenus par l'indice standardisé de précipitation (SPI) et de comparer les sous-bassins entre eux, une cartographie a été établie. La figure IV.2 représente la répartition spatiale des classes du SPI-annuel de 1970/71 jusqu'à 2009/10.

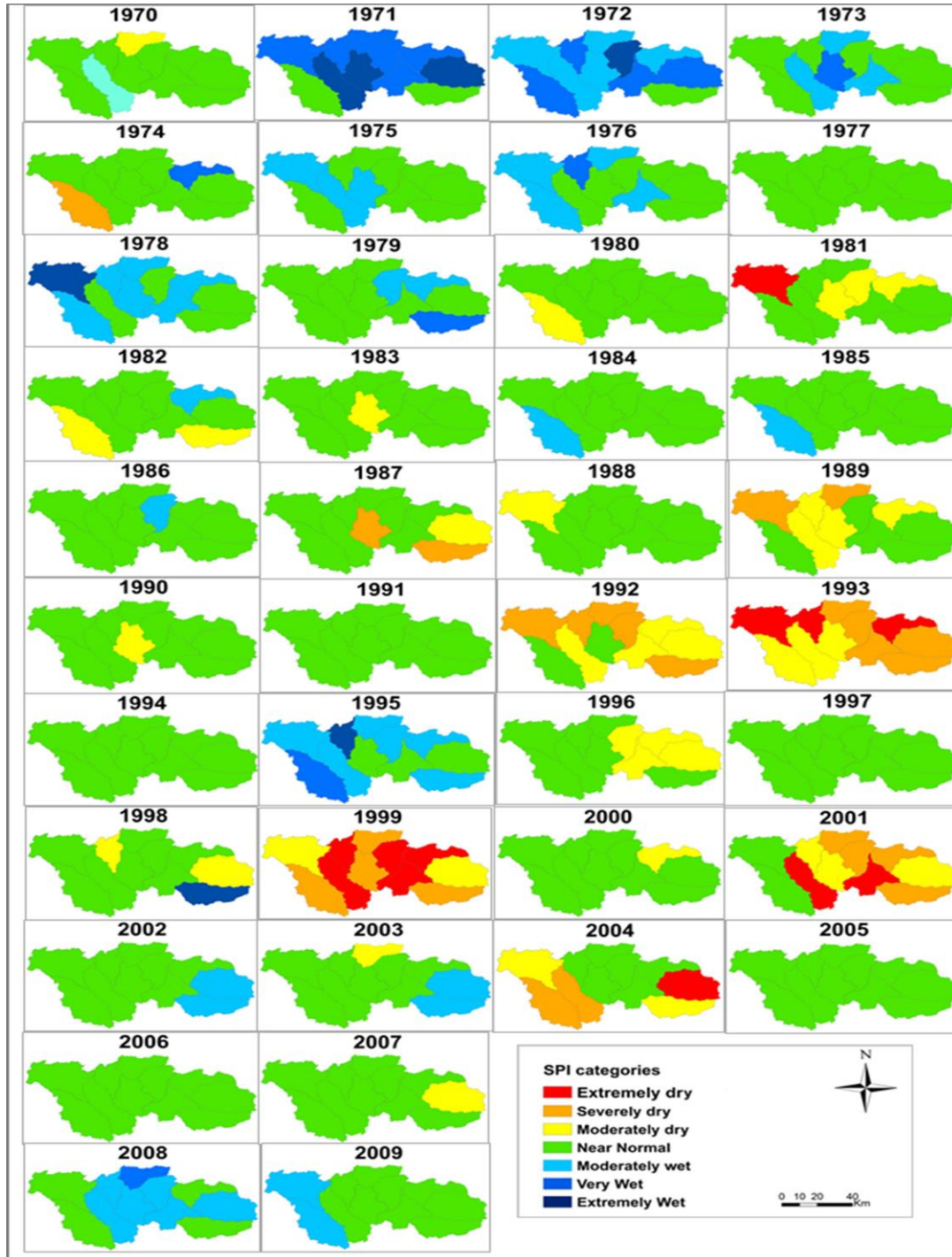


Figure IV. 2 : Variabilité spatiale des classes du SPI.

En analysant la figure IV.2, on peut distinguer la succession des épisodes particuliers secs et humides, et les zones affectées par la sécheresse. Les années 1989, 1992, 1993, 1999, 2001 et 2004 ont marqué une forte sécheresse. Les années humides sont également répertoriées (1971, 1972, 1995 et 2009). Au cours des années 1993 et 1999, toute la région a été gravement touchée par la sécheresse. L'analyse des précipitations au cours de la période étudiée (1970/71-2009/10) a montré des tendances à la baisse des données pluviométriques sur la zone d'étude. L'évolution temporelle de l'indice standardisé de précipitation (IPS) a révélé l'existence d'épisodes secs suivis d'intervalles humides.

Des valeurs extrêmes de l'indice de précipitation standardisé ont été enregistrées dans les stations étudiées, qui sont caractérisées par des sécheresses extrêmement sévères.

Ces résultats sont cohérents avec plusieurs études sur les précipitations et la sécheresse dans le nord de l'Algérie (Demmak, 1982 ; Khaldi, 2005 ; Meddi et Meddi, 2009 ; Meddi et Toumi, 2013 ; Khoualdia, 2015).

IV.4.2. Application de l'indice SPI sur l'ensemble des stations étudiées

Sur la base des séries de précipitations mensuelles de 50 stations réparties sur la zone d'étude et à l'aide du programme SPI_SL_6, les valeurs du SPI sont calculées pour la période 1970/1971-2009/2010 à différentes échelles du temps :

- *SPI1 pour chaque mois ;
- *SPI3 pour chaque 3 mois ;
- *SPI6 pour chaque 6 mois ;
- *SPI9 pour chaque 9 mois ;
- *SPI12 pour 12 mois ;
- *SPIannuel (de septembre à Aout : année hydrologique)
- *SPI6-Sep-Fév pour les six mois de la saison humide (de Septembre au Février)
- *SPI6-Mar-Aout pour les six mois de la saison sèche (de Mars à Aout).

Afin d'identifier la répartition spatiale et temporelle de la sécheresse dans la zone d'étude, la méthode de l'analyse en composantes principales (ACP) a été utilisée.

IV.4.2.1. L'Analyse en composantes principales (ACP)

Plusieurs chercheurs ont montré que l'analyse en composantes principales (ACP) est un outil efficace pour analyser la variabilité spatiale et temporelle des sécheresses (Klugman 1978, Karl et Koscielny 1982, Bonaccorso et al., 2003, Vicente-Serrano, 2006; Santos et al., 2010; Raziei et al., 2015).

L'ACP est une méthode statistique qui permet d'extraire et de visualiser les informations importantes contenues dans une table de données multivariées. L'ACP synthétise cette information en seulement quelques nouvelles variables non corrélées appelées **composantes principales (CP) ou facteurs (F)**. Ces nouvelles variables correspondent à une combinaison linéaire des variables d'origine qui explique la majeure partie de la variance totale (Rencher, 1998; Bonaccorso et al., 2003 ; Jolliffe, 2005).

Cette technique (ACP) est largement utilisée dans la régionalisation climatique. De nombreux auteurs (Bonaccorso et al., 2003 ; Vicente-Serrano, 2006 ; Santos et al., 2010 ; Raziei et al., 2015) ont appliqué l'ACP aux valeurs du SPI pour analyser la variabilité spatiale et temporelle des sécheresses.

Dans cette étude, nous avons appliqué l'ACP en mode S, c'est-à-dire que chaque station est la variable à résumer sur les échelles du temps qui représentent les observations.

Pour faciliter l'interprétation des composantes principales résultantes ou facteur et obtenir des répartitions spatiales beaucoup plus localisées, une rotation Varimax (transformation des composantes par rotation) a été appliquée à l'analyse en composantes principales (R-ACP). C'est une méthode orthogonale utilisée pour maximiser la variance entre les poids de chaque composante principale, fournit une division plus claire entre les composantes, préserve leur orthogonalité et produit des résultats plus physiquement explicables (Richman, 1986 ; Vicente-Serrano et al., 2004).

Nous avons obtenu l'évolution de la sécheresse dans la région d'étude et déterminé l'étendue spatiale de chaque série de composantes en cartographiant les valeurs de la matrice factorielle (corrélation entre chaque composante et les séries SPI des 50 stations).

IV.4.2.2. La répartition temporelle et spatiale des épisodes secs et humides

L'application de l'analyse en composantes principales avec rotation Varimax en mode S sur les données du SPI pour les différentes échelles de temps, nous a mené à retenir trois composantes principales F1, F2 et F3. Les pourcentages des variances expliquées pour chaque composante principale et chaque échelle de temps avant et après rotation sont résumés dans le Tableau IV.2.

Tableau IV. 2 : Les pourcentages des variances expliquées par les 3 composantes principales (F1, F2, F3) avant et après rotation.

Echelle SPI	Variances expliquées avant rotation				Variances expliquées après rotation			
	F1	F2	F3	Cumul %	F1	F2	F3	Cumul %
SPI1	74,90	4,46	1,59	80,94	35,21	27,57	18,16	80,94
SPI3	73,03	4,73	2,02	79,78	33,40	26,53	19,85	79,78
SPI6	72,01	5,28	2,52	79,81	33,82	28,83	17,16	79,81
SPI9	69,48	6,23	3,05	78,76	34,13	27,15	17,48	78,76
SPI12	68,62	6,58	3,43	78,63	35,62	26,27	16,74	78,63
SPIannuel	65,99	7,33	4,13	77,45	36,76	28,82	11,87	77,45
SPI6-Sep-Fév	69,48	6,10	3,45	79,02	34,75	30,76	13,51	79,02
SPI6-Mars-Aout	79,86	3,42	2,71	85,99	33,05	32,21	20,73	85,99

L'analyse avant rotation montre que les trois composantes expliquent environ 80 % de la variance totale pour le SPI1, SPI3 et SPI6, environ 79 % pour le SPI9, SPI12 et SPI6 mois de septembre à Mars et 86 % de la variance totale expliquée pour l'échelle SPI à 6 mois de Mars à Aout. La variance totale reste inchangeable même après rotation.

On doit souligner qu'après la rotation, la variance expliquée par F1 diminue, par F2 et F3 augmente par rapport à la variance expliquée par ces composantes avant rotation. La première composante explique entre 33 et 36 % de la variance totale pour toutes les échelles du temps étudiées, de 26 à 32% la variance qu'explique la deuxième composante et entre 11 et 20% le taux de variance expliqué par la troisième composante F3.

L'évolution temporelle des trois composantes F1, F2 et F3 de l'analyse en composantes principales avec rotation (R-ACP) pour les séries de données de SPI sur les différentes échelles de temps étudiées est résumée dans la figure IV.3.

La figure IV.3 montre que la sécheresse a commencé le début des années 1970 mais n'était pas fréquente. Une alternance des années sèches et humide a été remarqué pour la période et les échelles de temps étudiées.

En analysant les séries saisonnières SPI6 Mar-Aout qui reflètent la période sèche dans la zone d'étude où les sécheresses sont les plus critiques ; on constate que la région ouest (composante F1) a subi plusieurs sécheresses extrêmes, pendant les années 1971,1977, 1983, 1994, 2000, 2008. La sécheresse la plus grave est celle de 2002 jusqu'à 2006 (5 années consécutives) car elle s'est prolongée dans le temps. Dans la partie est de la zone d'étude (composante F3), la région a connu des sécheresses pendant 1975, 1977, 1979, 1981, 1983,1984, 1986, 1994, 1997, 1999, 2005, 2008. Quatre ans de sécheresse ont été détectés de

2000 jusqu'à 2003. La région intermédiaire (composante F2) aussi a connu plusieurs sécheresses tel que l'année 1973, 1980, 1982, 1983, 1987 de 1989 jusqu'à 1995 et de 1999 jusqu'à 2001., 2004 et 2005.

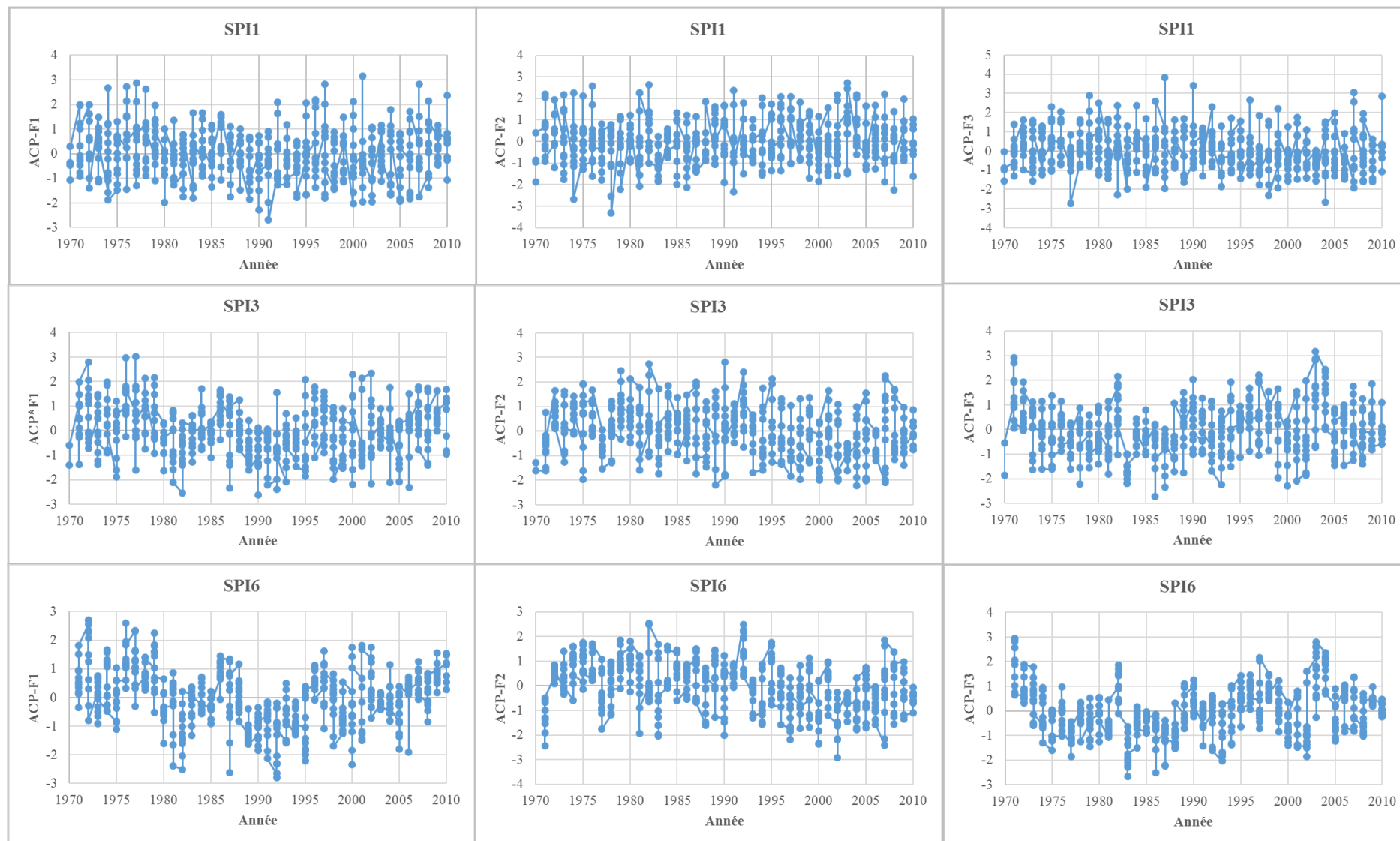


Figure IV. 3: Évolution temporelle des trois composantes principales pour la série de données SPI pour toutes les échelles du temps étudiées.

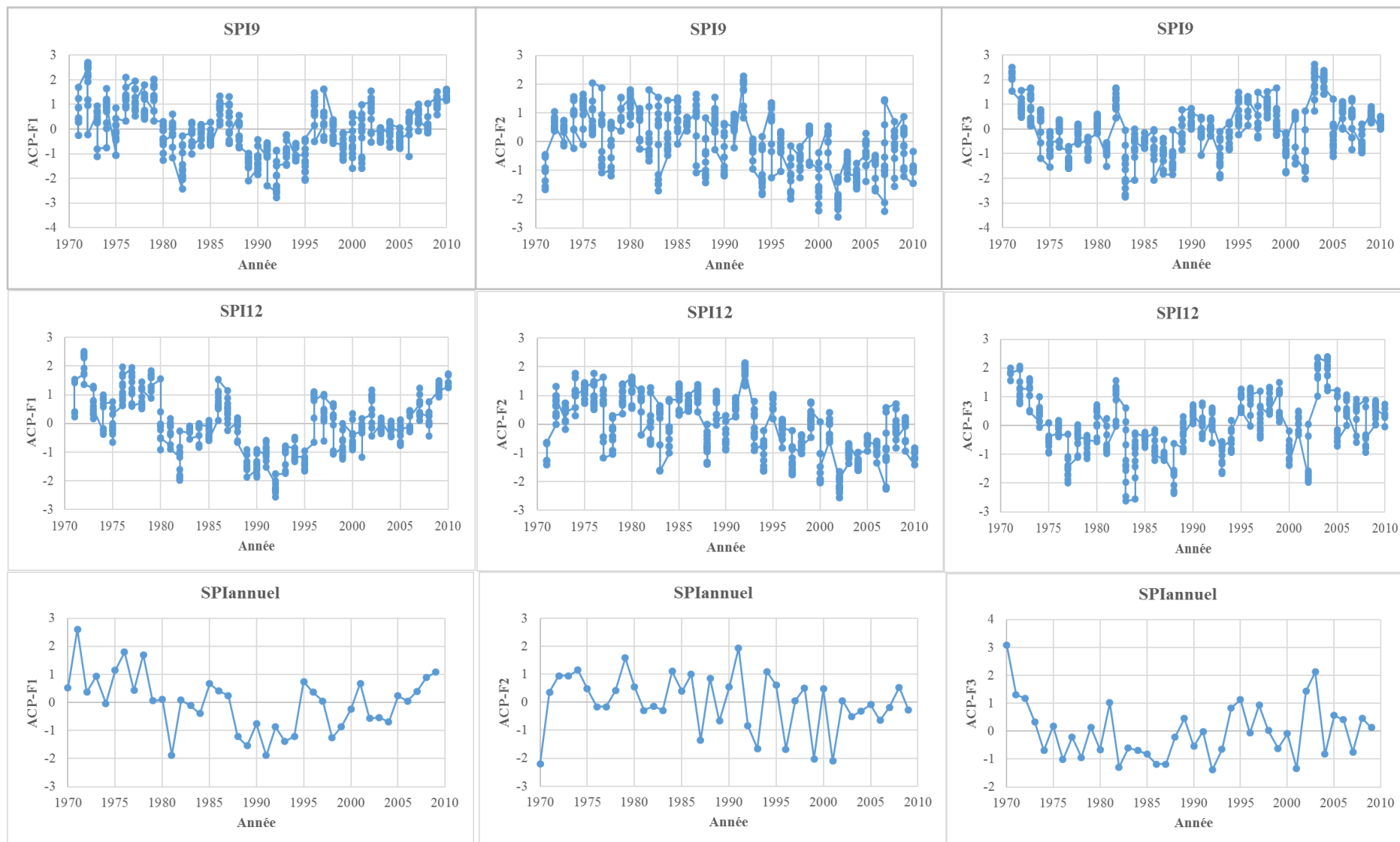


Figure IV.3 : Évolution temporelle des trois composantes principales pour la série de données SPI pour toutes les échelles du temps étudiées (suite)

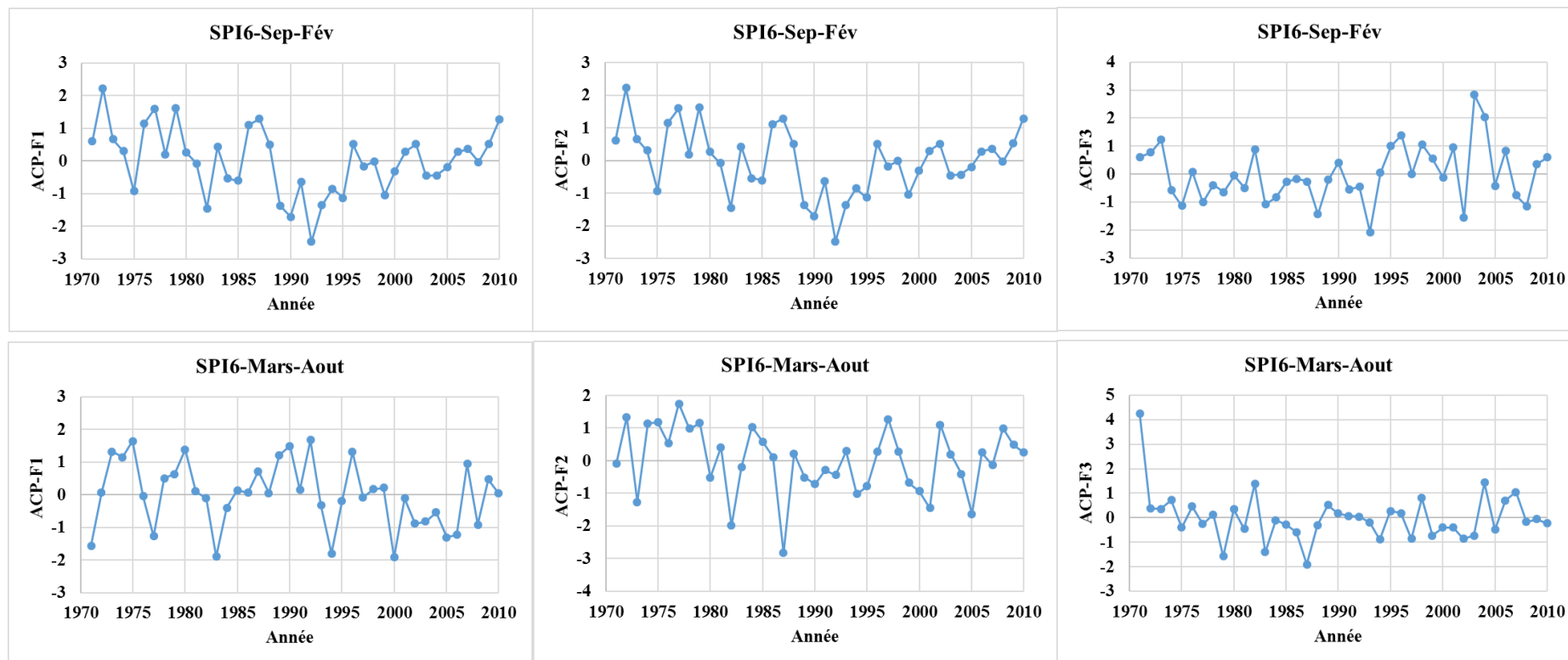


Figure IV.3 : Évolution temporelle des trois composantes principales pour la série de données SPI pour toutes les échelles du temps étudiées (suite et fin).

La répartition spatiale des trois composantes (F1, F2 et F3) a été caractérisée par la cartographie des valeurs de la matrice factorielle (les corrélations entre chaque composante et la série SPI des 50 stations). A cet effet, le Krigeage ordinaire (méthode d'interpolation spatiale) a été appliqué en utilisant le logiciel **ArcGis 10.8** (Figure IV.4).

La figure IV.4 indique qu'avec les trois composantes principales F1, F2 et F3 une classification spatiale est atteinte, avec deux régions bien définies (F1 et F3) qui ne se chevauchent pas, étant clairement spatialement disjonctives et une région intermédiaire (F2). La première composante F1 décrit la région située dans l'Ouest de la zone d'étude, dans certains pluviomètres, les corrélations entre les valeurs de cette composante et la série SPI étaient supérieures à 0,8. La troisième composante F3 représente la région Est de la zone d'étude avec de faibles variances par rapport aux composantes F1 et F2 (tableau IV.2). La deuxième composante F2 caractérise la plus grande région au sein de la zone d'étude qui confine aux régions identifiées par F1 et F3. La classification spatiale était similaire pour toutes les échelles de temps utilisées.

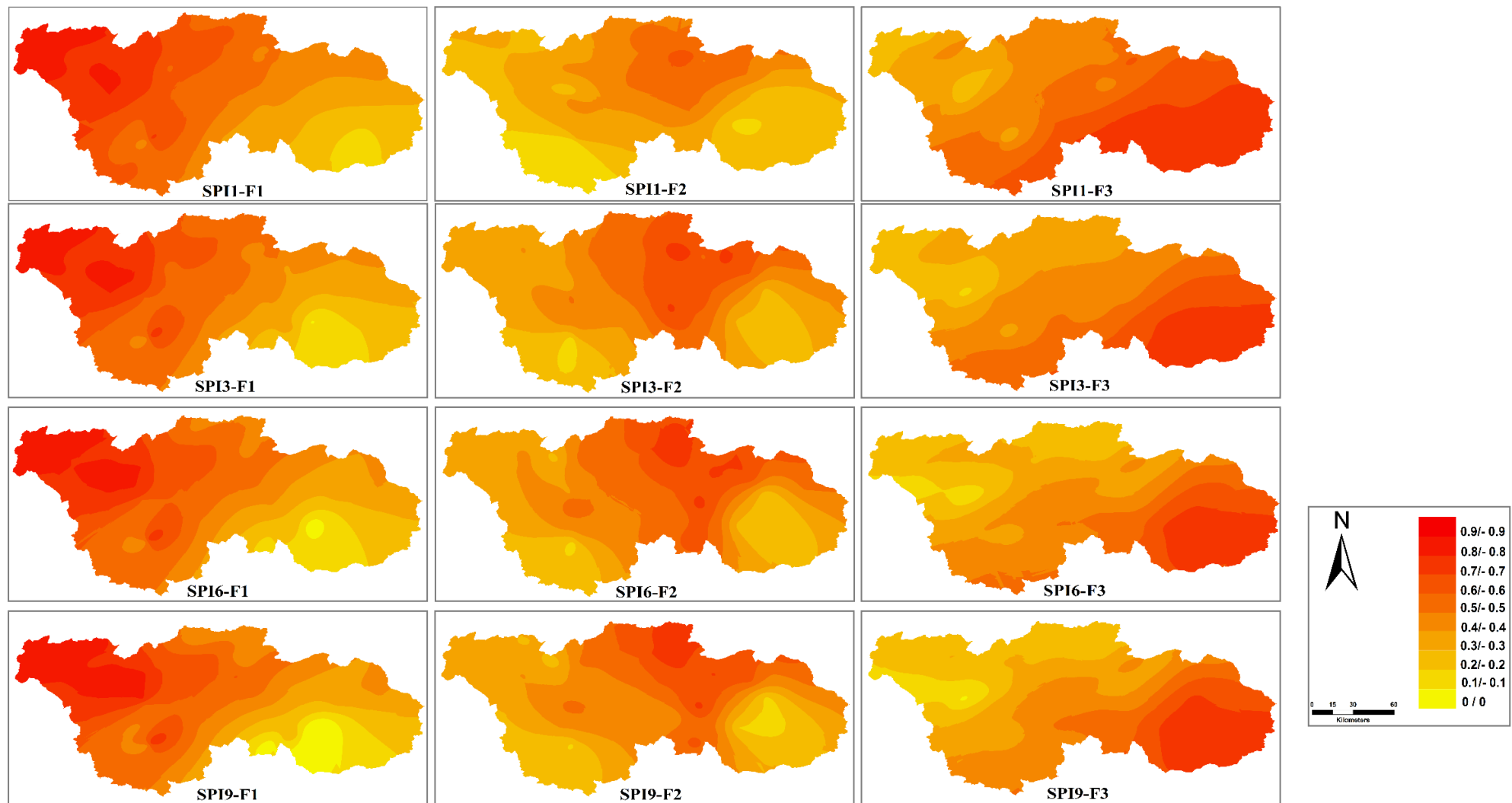


Figure IV. 4 : Les classes du SPI selon les composantes principales extraites

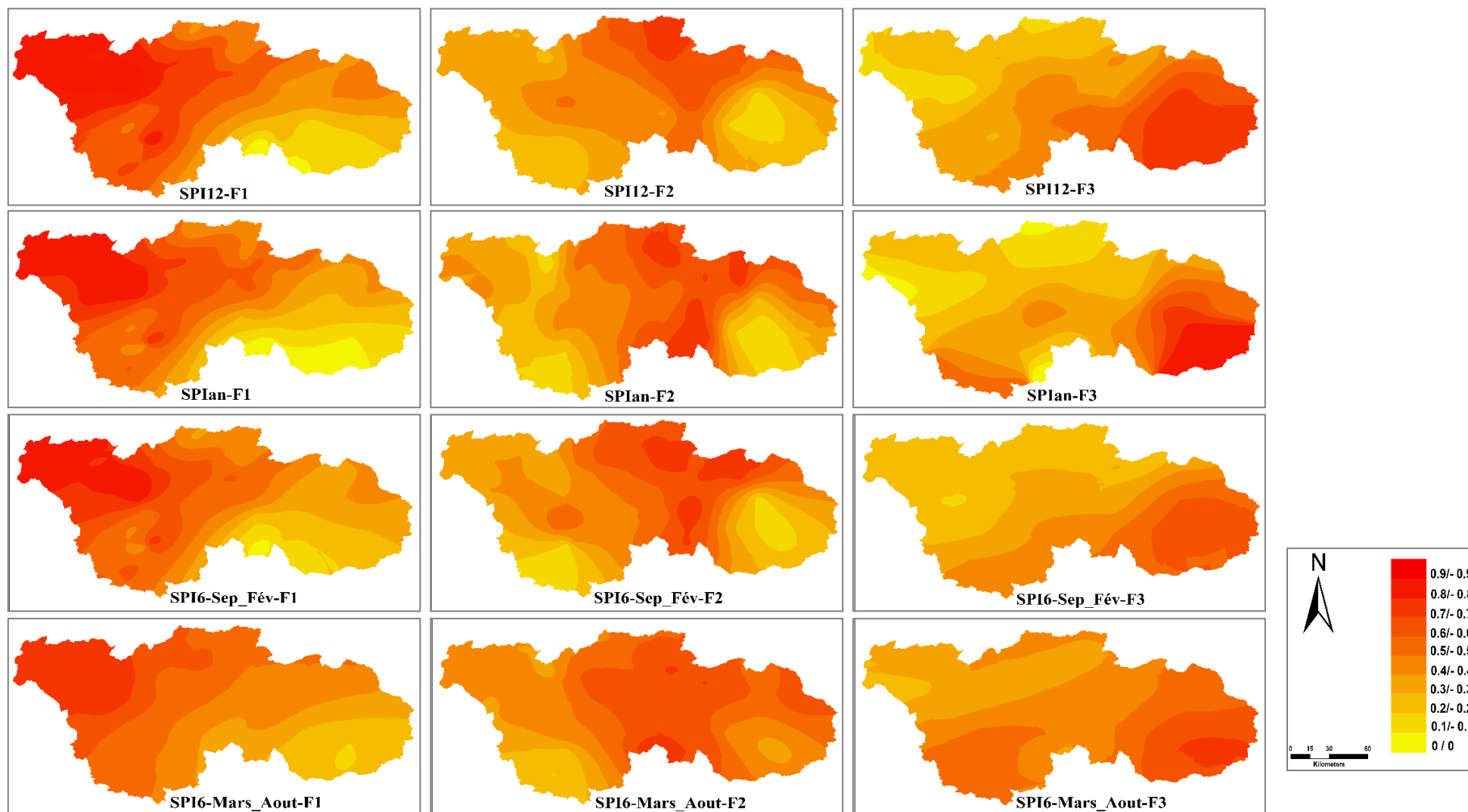


Figure IV. 4 : Les classes du SPI selon les composantes principales extraites (suite et fin).

IV.5. Conclusion

Dans le présent chapitre, la caractérisation de la sécheresse a été faite par 2 approches :

- L'application de l'indice SPI-annuel sur 11 stations de référence pour une période de 40 ans (1970/71-2009/10). La sécheresse était rare pendant la décennie 1970-79, puis une alternance entre les années sèches et les années humides. La répartition spatiale a révélé que la sécheresse peut varier d'un sous bassin à un autre et elle diffère d'une année à une autre.

- L'application de l'indice SPI à différentes échelles du temps sur les 50 stations pour la même période de 40 ans (1970/71-2009/10). La régionalisation par l'analyse en composantes principales avec rotation varimax a révélé l'apparition de 3 régions bien distinctes.

La sécheresse dans la zone d'étude est un phénomène extrême et aléatoire car la variation spatio-temporelle des années sèches et humides dans la zone d'étude est irrégulière dans le temps et inégale dans l'espace.

CHAPITRE V

ÉVALUATION DE LA SECHERESSE

METEOROLOGIQUE PAR

MODELISATION

Chapitre V Évaluation de la sécheresse météorologique par modélisation

V.1. Introduction

Contrairement à toute catastrophe naturelle, la sécheresse est le phénomène qui se développe le plus lentement, ce qui permet dans la plupart des cas de mieux anticiper les effets indirects sur les ressources en eau et d'activer des plans de surveillance adéquats. (Cancelliere et al., 2007).

La prévision des événements de sécheresse futurs dans une zone est importante pour trouver des solutions de gestion durable des ressources en eau et évaluer le risque d'occurrence de la sécheresse. (Bordi et Sutera, 2007).

Différentes méthodes ont été introduites pour prévoir les sécheresses. Des modèles de séries chronologiques, souvent connus sous le nom de modèles stochastiques, ont été utilisés, tel que les chaînes de Markov (Paulo et Pereira, 2006 ; Nalbantis et Tsakiris, 2009 ; Aviles et al., 2015), les modèles de moyenne mobile intégrée autorégressive (ARIMA) et de moyenne mobile intégrée autorégressive saisonnière (SARIMA) pour prévoir les sécheresses. (Mishra et Desai, 2005 ; Fernandez et al., 2009).

Au cours des dernières décennies, les réseaux de neurones artificiels (RNA) se sont révélés très prometteurs pour la modélisation et la prévision des séries chronologiques non linéaires et non stationnaires en hydrologie et en ingénierie des ressources en eau, selon plusieurs études (Kim et Valdés, 2003 ; Mishra et Desai, 2006 ; Jain et Kumar, 2007 ; Pulido-Calvo et al., 2012 ; Hosseini-Moghari and Araghinejad 2015 ; Djerbouai et Souag-Gamane 2016 ; Drisya et al. 2021 ; Roushangar et al., 2022).

Plusieurs auteurs ont comparé la performance de différents modèles de prévision de SPI sécheresse. Hosseini-Moghari et Araghinejad (2015) ont comparé entre MLP, RBF et GRNN dans le bassin Gorganroud en Iran. Malik et al. (2020) ont prédit la sécheresse météorologique dans la région de Kumaon (Inde), en utilisant les modèles CANFIS, MLPNN et MLR. La région Garhwal (Inde) a été sujet d'étude de Malik et al. (2021) pour la prévision de la sécheresse par les modèles CANFIS, MLPNN et MLR.

Ce chapitre examine la performance de la régression linéaire multiple (**RLM**) et les réseaux de neurones artificiels (**RNA**) dans la modélisation de la sécheresse météorologique dans la zone

d'étude à travers l'utilisation du SPI appliqué sur des périodes de 3, 6, 9 et 12 mois, reflétant la dynamique de sécheresse à court et à long terme. Les séries temporelles choisies pour l'analyse sont celles des onze stations de référence.

V.2. Définition des Réseaux de neurones artificiels RNA

Les RNA représentent un modèle mathématique de traitement réparti, composé d'un ensemble de processeurs simples (neurones) interconnectés, recevant des signaux de l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie. C'est un système composé de petits nœuds de calcul organisés en réseau, reliés entre eux par des connexions dirigées et pondérées (Dawson et Wilby, 1998).

Les RNA permettent d'identifier des relations complexes et non linéaires entre les entrées (inputs) et les sorties (outputs) des ensembles de données sans l'exigence d'une compréhension approfondie de la nature du phénomène étudié (Adamowski et Sun, 2010).

V.3. Architecture de RNA

L'architecture ou communément appelé structure dans la littérature (Hertz et al. 1991) joue un rôle clé dans la classification des RNA. Chaque architecture possède sa propre organisation adaptée à des applications bien spécifiques (Haykin 1994).

V.3.1. Le réseau de neurones monocouche

Également connu sous le nom de Perceptron, développé par Rosenblatt (1958), il est composé de deux (02) couches seulement ; une couche d'entrée et une couche de sortie, reliées entre elles. Ce réseau est un classificateur linéaire des données car il ne dispose que d'une matrice de poids (Wira, 2009).

V.3.2. Le réseau de neurones multicouches : Perceptron multicouche (PMC), Multi Layer Perceptron (MLP)

C'est un réseau composé d'un ensemble de couches successives, chaque couche recevant les entrées des neurones de la couche précédente, il s'agit d'une couche d'entrée, une couche de sortie et d'une ou plusieurs couches cachées. Le nombre de ces couches correspond au nombre de matrices de poids du réseau. Ce modèle est plus pertinent pour traiter les fonctions non linéaires (Rumelhart et al., 1986 ; Yang et al., 2003 ; Wira, 2009).

V.3.3. Le réseau de neurones à propagation avant (Feed-forward neural network)

C'est une forme à propagation directe où le signal parcourt le réseau d'entrée à la sortie sans retour en arrière de l'information (Msaaf et Belmajdoub, 2015).

V.3.4. Le réseau de neurones récurrent (Recurrent Neural Network Feed-back)

Il présente la possibilité de traiter l'information de manière répétée, c'est-à-dire qu'il s'agit d'un traitement cyclique qui réintroduit les sorties des neurones intermédiaires dans les neurones d'entrée, après leur avoir subi un délai d'une unité de temps. (Lapedes et Farber, 1987). Le réseau de **Hopfield** est le plus connu des modèles de neurones récurrents à une seule couche.

V.3.5. Les réseaux de neurones à résonance (Resonance neural networks)

Dans ce genre de réseau, l'activation de chaque neurone est renvoyée à tous les autres neurones ce qui entraîne des oscillations qui peuvent se présenter de différentes formes, avec un niveau de complexité assez considérable. (Stolc et al., 2011).

V. 3.6. Les réseaux de neurones auto-organisés (Self-organizing neural networks)

Ces réseaux sont conçus pour le traitement de l'information spatiale (Zamoum et Souag-Gamane, 2019). Grâce à l'utilisation de techniques d'apprentissage non supervisé, ce genre de réseau peut analyser la distribution des données dans les grands espaces.

Le modèle de Kohonen, développée par Kohonen en 1982 est le plus utilisé ; composé d'une couche d'entrée connectée à une couche de sortie auto-organisatrice (Msaaf et Belmajdoub, 2015).

V.4. Apprentissage des RNA

L'apprentissage ou le calage représente une phase cruciale dans l'évolution d'un réseau de neurones. La modélisation par le RNA consiste à trouver le nombre optimal de neurones dans la couche cachée ainsi que le nombre d'itérations nécessaire pour parvenir au modèle le plus performant. Ainsi, le comportement du réseau neuronal est modifié itérativement jusqu'à l'amélioration des performances du réseau par l'obtention d'une erreur minimale de modélisation (Rumelhart et al., 1986, Belouz, 2009).

Les types d'apprentissage utilisés pour l'entraînement des RNA peuvent être rassemblés en trois (03) catégories selon la nature des données disponibles et les objectifs visés

- *L'apprentissage supervisé* consiste à entraîner le modèle en associant aux entrées des sorties connues (sélectionnées par l'opérateur) en ajustant les poids synaptiques. (Hassoum, 1995). L'objectif est de minimiser les sorties produites par le réseau et les sorties attendues (Dechemi et al., 2003).
- *L'apprentissage non supervisé* sert à la visualisation ou à l'analyse des données, bien qu'il soit le moins fréquemment utilisé (Belouz, 2009). Contrairement à l'apprentissage supervisé, seules les valeurs d'entrée sont disponibles. Il consiste à fournir au réseau des entrées sans faire appel à la réponse recherchée, en ajustant les poids basés à partir d'un unique jeu d'apprentissage composé uniquement de données d'entrée (Dechemi et al., 2003).
- *L'apprentissage renforcé ou semi-supervisé* est une technique qui repose sur un processus d'interaction entre un agent (superviseur) et un environnement, il nécessite que des variables d'entrées, sans définir les variables à la sortie du réseau. (Dechemi et al., 2003)

V.5. Les modèles sélectionnés pour la modélisation

V.5.1. Régression linéaire multiple RLM (Multiple Linear Regression MLR)

La régression linéaire, une des techniques statistiques les plus couramment employées dans divers domaines d'étude de données multidimensionnelles, et représente l'extension naturelle de la régression simple. On cherche à décrire la relation existante entre une variable quantitative Y appelée variable à expliquer (dépendante) et plusieurs variables quantitatives X_1, \dots, X_p dites variables explicatives (indépendantes) (Malik et al., 2015). L'équation (V.1) est la formule du modèle de régression linéaire multiple :

$$Y_i = a_0 + a_1X_{i1} + a_2X_{i2} + \dots + a_pX_{ip} + b \quad (\text{V.1})$$

Où Y_i est la variable dépendante et X_i est la variable indépendante, a les coefficients de régression et b l'ordonnée à l'origine.

V.5.2. Le perceptron multicouche (Multilayer perceptron MLP)

Un RNA est formé de couches de neurones ou nœuds interconnectés. Chaque neurone reçoit une combinaison linéaire des sorties du neurone précédent ($\sum W_{ij}X_j$), ou (pour la première couche) des inputs du réseau, et produit une transformation non linéaire de cette quantité (Shiri et al., 2012).

Les paramètres ajoutés à chaque source qui définissent cette combinaison linéaire sont appelés poids (W_{ij}) et englobent aussi un terme d'interception appelé seuil d'activation. Une fois la fonction d'activation appliquée, la sortie de chaque neurone alimente les neurones de la couche suivante (Shiri *et al.*, 2012). Quel qu'en soit le nombre de couches cachées que peut contenir un MLP, il a été montré qu'un modèle à une couche cachée est suffisant pour la prévision et la simulation dans le domaine des sciences de l'eau (Wang et Ding 2003).. Dans cette étude on se limitera à l'utilisation de MLP comportant une seule couche cachée. (Figure V.1)

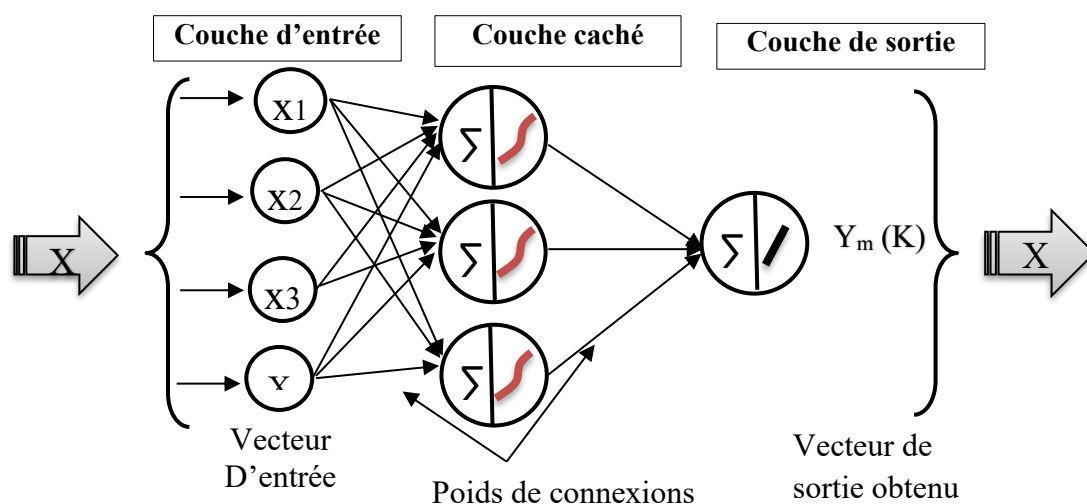


Figure V. 1 : Structure du perceptron Multicouches (MLP).

V.5.3. La fonction à base radiale (Radial basis function RBF)

On utilise fréquemment le RBF multicouches et à propagation directe (feed-forward) pour l'interpolation spatiale multidimensionnelle. Le terme « feed-forward » indique que les neurones dans un réseau neuronal multicouches sont disposés en couches (Lin *et al.*, 2004). La figure V.2 illustre l'architecture d'un réseau neuronal à trois couches, comprenant une couche cachée positionnée entre les couches d'entrée et de sortie.

Chaque neurone utilise une fonction d'activation sous la forme d'un RBF, produisant une réponse seulement si les entrées sont à proximité d'une valeur centrale déterminée pour ce neurone particulier.

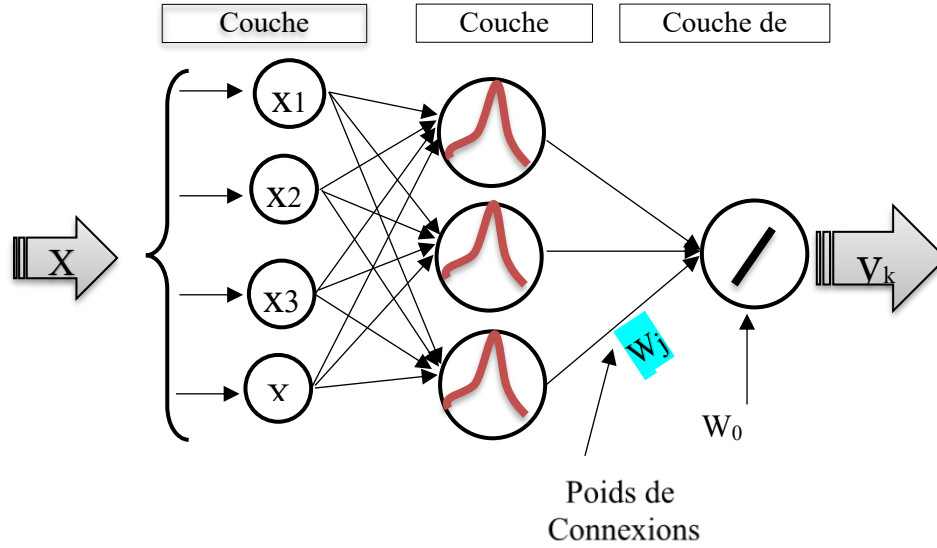


Figure V. 2 : Structure d'un Réseaux de neurones (RBF).

Plusieurs formes des fonctions à base radiales existent, la plus répandue étant la fonction gaussienne (Msaaf et Belmajdoub, 2015).

V.6. Les critères d'évaluation des performances des modèles

Afin d'évaluer la performance des modèles développés, différents critères ont été choisis : L'erreur quadratique moyenne (RMSE), erreur absolue moyenne (MAE), coefficient d'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE) et coefficient de détermination (R^2). Ces quatre critères sont calculés selon les équations suivantes (V.2), (V.3), (V.4), (V.5) :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (SPI_{i(Obs)} - SPI_{i(Sim)})^2} \quad (V.2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (SPI_{i(Obs)} - SPI_{i(Sim)})}{\sum_{i=1}^N (SPI_{i(Obs)} - \bar{SPI})} \quad (V.3)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |(SPI_{i(Obs)} - SPI_{i(Sim)})| \quad (V.4)$$

$$NSE = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^N (SPI_{i(Obs)} - SPI_{i(Sim)})^2}{\sum_{i=1}^N (SPI_{i(Obs)} - \bar{SPI})^2} \right] \quad (V.5)$$

Avec :

N : Nombre de données observées

$SPI_{i(Obs)}$: Valeur SPI observée

$SPI_{i(Sim)}$: Valeur SPI simulée

$\overline{\text{SPI}}$: Valeur moyenne du SPI observée

V.7. Sélection des entrées et développement du modèle

Le choix des entrées (inputs) appropriées est une tâche fastidieuse. Afin de modéliser le SPI $i(t)$ à plusieurs échelles de temps ($i = 3, 6, 9$ et 12 mois), diverses combinaisons d'antécédents de SPI ($t-n$) exploités comme données d'entrée (inputs) où n représente les mois de l'année variant de 1 jusqu'à 12 , et le SPI-3, SPI-6, SPI-9 et SPI-12 soient les sorties (outputs).

Une fonction d'autocorrélation (Autocorrelation Function: **ACF**) et une fonction d'autocorrélation partielle (**Partial Autocorrelation Function** : **PACF**) ont été appliquées pour choisir les entrées cruciales (Malik et al., 2021 ; Achite et al., 2023)

V.7.1. L'autocorrélation et l'autocorrélation partielle

La fonction d'autocorrélation est une mesure de la corrélation d'une série temporelle avec elle-même. Cette fonction évalue la corrélation entre la variable X_t et son décalage X_{t-k} qui est une valeur réelle comprise entre -1 et 1 , où -1 indique une corrélation négative complète et 1 représente une corrélation positive complète, 0 représente une absence de corrélation entre les variables. D'une façon similaire, l'autocorrélation partielle désigne une corrélation entre X_t et X_{t-k} lorsque X_{t-k} est intégré dans l'analyse et renforce la corrélation avec. Par ailleurs, l'autocorrélation partielle d'une variable à l'ordre k correspond à la mesure de corrélation entre cette variable et son décalage non expliquée par toutes les corrélations à tous les ordres inférieurs (Flores et al., 2012).

Les deux fonctions ont été calculées à l'aide des équations V.6 et V.7 (Landeras et al., 2009 ; Deo et al., 2017) :

$$ACF_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^N (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (\text{V.6})$$

$$PACF_{k,k} = \frac{ACF_k - \sum_{j=1}^{k-1} PACF_{k-1,j} ACF_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} PACF_{k-1,j} ACF_{k-j}} \quad (\text{V.7})$$

où k définit le décalage sur la série de données Y_t , \bar{Y} désigne la moyenne de l'ensemble de la série de données et N indique les points de données.

V.7.2. Sélection des décalages significatifs à l'aide de l'analyse PACF

Le tableau [V.1](#) résume les valeurs de décalage avec un niveau de confiance de 95 % réalisée par la PACF sur les SPI3, SPI6, SPI9 et SPI12 pour les onze (11) stations sélectionnées pour cette étude.

Tableau V.1 : Analyse de la fonction d'autocorrélation partielle (PACF) de l'indice SPI aux stations d'étude.

Station	Indice	décalage temporel											
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
S1	SPI-3	0,648*	-0,142*	-0,174*	0,18*	-0,109*	-0,066	0,092*	-0,002	-0,033	-0,05	0,031	-0,124*
	SPI-6	0,814*	-0,094*	-0,05	-0,121*	-0,134*	-0,134*	0,264*	-0,019	-0,064	-0,05	-0,028	-0,067
	SPI-9	0,877*	-0,096*	-0,01	-0,147*	-0,049	-0,104*	-0,068	-0,085	-0,097*	0,349	-0,02	-0,019
	SPI-12	0,902*	-0,057	-0,054	-0,14*	-0,021	-0,015	-0,073	-0,079	-0,095*	-0,07	-0,052	-0,14*
S2	SPI-3	0,677*	-0,129*	-0,169*	0,205*	-0,119*	-0,024	0,064	0,017	-0,049	0	0,042	-0,135*
	SPI-6	0,832*	-0,101*	-0,028	-0,121	-0,14*	-0,115*	0,24*	0,02	-0,057	0,012	-0,015	-0,069
	SPI-9	0,896*	-0,098*	-0,062	-0,15*	-0,047	-0,032	-0,05	-0,059	-0,123*	0,429*	0,024	-0,053
	SPI-12	0,923*	-0,095*	-0,068	-0,073	-0,002	0,012	-0,044	-0,051	-0,13*	-0,01	0,015	-0,037
S3	SPI-3	0,684*	-0,166*	-0,174*	0,18*	-0,132*	-0,069	0,062	0,035	0,027	-0,04	-0,002	-0,13*
	SPI-6	0,852*	-0,167*	-0,104*	-0,075	-0,118*	-0,091*	0,264*	-0,018	0,001	-0,03	-0,07	-0,059
	SPI-9	0,912*	-0,16*	-0,087	-0,124	-0,071	-0,06	-0,063	-0,038	0,015	0,412*	-0,02	-0,06
	SPI-12	0,932*	-0,161*	-0,093*	-0,035	-0,051	0,01	-0,036	-0,02	-0,016	-0,01	-0,051	-0,084
S4	SPI-3	0,647*	-0,146*	-0,17*	0,188*	-0,061	-0,014	0,066	0,035	0,024	-0,04	0,074	-0,044
	SPI-6	0,829*	-0,07	-0,115*	-0,054	-0,081	-0,1*	0,273*	0,032	0,008	-0,05	-0,016	-0,028
	SPI-9	0,9*	-0,078	-0,075	-0,037	-0,011	-0,026	-0,094*	-0,038	-0,039	0,396*	0,025	0,005
	SPI-12	0,931*	-0,04	-0,07	0,008	-0,001	0,015	-0,038	-0,037	-0,033	-0,03	0,023	-0,054
S5	SPI-3	0,616*	-0,171*	-0,18*	0,177*	-0,123*	-0,07	0,029	-0,007	0,023	-0,01	0,05	-0,077
	SPI-6	0,812*	-0,158*	-0,054	-0,109*	-0,131*	-0,119*	0,275*	0,001	0,011	-0,04	-0,05	-0,013
	SPI-9	0,88*	-0,127*	-0,036	-0,072	-0,06	-0,056	-0,089*	-0,059	0,001	0,414*	0,011	0,001
	SPI-12	0,915*	-0,101*	-0,012	-0,048	-0,06	0,016	-0,018	-0,011	-0,004	-0,01	-0,076	-0,062
S6	SPI-3	0,636*	-0,15*	-0,165*	0,211*	-0,093*	-0,029	0,061	-0,018	-0,005	-0,01	0,043	-0,029
	SPI-6	0,812*	-0,107	-0,036	-0,083	-0,109*	-0,153*	0,267*	0,004	0,023	-0,02	-0,024	-0,002
	SPI-9	0,876*	-0,079	-0,07	-0,011	-0,011	-0,065	-0,096*	-0,083	-0,039	0,389*	0,04	0,02
	SPI-12	0,917*	-0,074	-0,045	0,024	-0,027	-0,008	-0,054	-0,031	-0,023	-0,01	-0,051	-0,014

Chapitre V : Évaluation de la sécheresse météorologique par modélisation

(suite)

Station	Indice	décalage temporel											
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
S7	SPI-3	0,643*	-0,138*	-0,11*	0,162*	-0,043	0,002	0,073	0,051	0,015	0,035	0,074	-0,031
	SPI-6	0,841*	-0,099*	0,002	-0,102*	-0,055	-0,094*	0,329*	0,046	0,035	-0,02	-0,044	-0,023
	SPI-9	0,907*	-0,033	-0,006	-0,088	0,035	-0,007	-0,049	-0,067	-0,045	0,441*	0,035	0,003
	SPI-12	0,941*	-0,023	0,057	-0,097*	0,024	0,012	-0,011	0,004	-0,071	0,024	-0,082	-0,018
S8	SPI-3	0,644*	-0,128*	-0,194*	0,231*	-0,066	-0,018	0,112*	0,028	0,014	0,026	0,012	-0,035
	SPI-6	0,821*	-0,058	-0,032	-0,075	-0,074	-0,058	0,29*	-0,01	0,049	-0,02	-0,072	-0,031
	SPI-9	0,893*	0,002	-0,005	-0,047	-0,074	0,036	-0,076	-0,092*	-0,042	0,422*	0,009	0,005
	SPI-12	0,929*	-0,016	0,027	-0,03	-0,061	0,073	-0,027	-0,058	-0,015	0,003	-0,109*	-0,087
S9	SPI-3	0,645*	-0,125*	-0,159*	0,236*	-0,035	-0,015	0,11*	0,056	0,078	0,034	0,08	-0,053
	SPI-6	0,835*	-0,043	-0,043	-0,019	-0,073	-0,036	0,294*	0,049	0,062	0,001	-0,006	-0,081
	SPI-9	0,908*	-0,01	0,02	-0,017	-0,006	0,041	-0,07	-0,051	-0,056	0,44*	0,019	-0,014
	SPI-12	0,942*	0,025	0,013	0,017	-0,015	0,041	-0,015	-0,042	0,005	-0,02	-0,062	-0,087
S10	SPI-3	0,634*	-0,157*	-0,2*	0,197*	-0,059	-0,051	0,073	0,045	0,003	0,028	0,015	-0,05
	SPI-6	0,812*	-0,062	-0,082	-0,105*	-0,069	-0,106*	0,29*	0,006	0,018	-0,03	-0,014	-0,014
	SPI-9	0,879*	-0,023	-0,05	-0,04	-0,064	-0,045	-0,037	-0,074	-0,023	0,359*	0,036	0,026
	SPI-12	0,919*	-0,051	-0,046	0,024	-0,052	0,042	-0,022	-0,036	-0,034	-0,01	-0,076	-0,076
S11	SPI-3	0,667*	-0,102*	-0,177*	0,141*	-0,033	-0,024	0,062	0,087	0,01	0,056	-0,043	0,014
	SPI-6	0,828*	-0,08	0,053	-0,086	-0,042	-0,087	0,239*	0,01	0,02	0	0,011	-0,057
	SPI-9	0,907*	-0,029	-0,008	-0,047	-0,016	0,009	-0,096*	-0,06	-0,113*	0,322*	-0,023	0,049
	SPI-12	0,949*	-0,107*	-0,046	-0,113*	0,013	-0,006	-0,071	-0,026	-0,069	0,011	-0,055	-0,012

Note: * PACF statistiquement significatif à un niveau de confiance de 95 %

Les décalages temporels où la valeur du PACF franchit les limites sont considérés comme statistiquement significatifs et peuvent être utilisés pour formuler les modèles RLM, MLP et RBF. La meilleure combinaison de données d'entrée pour la prédiction du SPI adoptée dans cette recherche est présentée dans le tableau V.2.

Tableau V. 1 : Relation sortie-entrée pour la prédiction SPI dans les stations d'étude.

Stations	sortie	entrée						
S1	SPI-3	SPI-3 _(t-1)	SPI-3 _(t-2)	SPI-3 _(t-3)	SPI-3 _(t-4)	SPI-3 _(t-5)	SPI-3 _(t-7)	SPI-3 _(t-12)
	SPI-6	SPI-6 _(t-1)	SPI-6 _(t-2)	SPI-6 _(t-4)	SPI-6 _(t-5)	SPI-6 _(t-6)	SPI-6 _(t-7)	
	SPI-9	SPI-12 _(t-1)	SPI-12 _(t-2)	SPI-12 _(t-4)	SPI-12 _(t-6)	SPI-12 _(t-9)		
	SPI-12	SPI-12 _(t-1)	SPI-12 _(t-4)	SPI-12 _(t-9)	SPI-12 _(t-12)			
S2	SPI-3	SPI-3 _(t-1)	SPI-3 _(t-2)	SPI-3 _(t-3)	SPI-3 _(t-4)	SPI-3 _(t-5)	PI-3 _(t-12)	
	SPI-6	SPI-6 _(t-1)	SPI-6 _(t-2)	SPI-6 _(t-5)	SPI-6 _(t-6)	SPI-6 _(t-7)		
	SPI-9	SPI-9 _(t-1)	SPI-9 _(t-2)	SPI-9 _(t-4)	SPI-9 _(t-9)	SPI-9 _(t-10)		
	SPI-12	SPI-12 _(t-1)	SPI-12 _(t-2)	SPI-12 _(t-9)				
S3	SPI-3	SPI-3 _(t-1)	SPI-3 _(t-2)	SPI-3 _(t-3)	SPI-3 _(t-4)	SPI-3 _(t-5)	SPI-3 _(t-12)	
	SPI-6	SPI-6 _(t-1)	SPI-6 _(t-2)	SPI-6 _(t-3)	SPI-6 _(t-5)	SPI-6 _(t-6)	SPI-6 _(t-7)	
	SPI-9	SPI-9 _(t-1)	SPI-9 _(t-2)	SPI-9 _(t-10)				
	SPI-12	SPI-12 _(t-1)	SPI-12 _(t-2)	SPI-12 _(t-3)				
S4	SPI-3	SPI-3 _(t-1)	SPI-3 _(t-2)	SPI-3 _(t-3)	SPI-3 _(t-4)			
	SPI-6	SPI-6 _(t-1)	SPI-6 _(t-3)	SPI-6 _(t-6)	SPI-6 _(t-7)			
	SPI-9	SPI-9 _(t-1)	SPI-9 _(t-7)	SPI-9 _(t-10)				
	SPI-12	SPI-12 _(t-1)						
S5	SPI-3	SPI-3 _(t-1)	SPI-3 _(t-2)	SPI-3 _(t-3)	SPI-3 _(t-4)	SPI-3 _(t-5)		
	SPI-6	SPI-6 _(t-1)	SPI-6 _(t-2)	SPI-6 _(t-4)	SPI-6 _(t-5)	SPI-6 _(t-6)	SPI-6 _(t-7)	
	SPI-9	SPI-9 _(t-1)	SPI-9 _(t-2)	SPI-9 _(t-7)	SPI-9 _(t-10)			
	SPI-12	SPI-12 _(t-1)	SPI-12 _(t-2)					
S6	SPI-3	SPI-3 _(t-1)	SPI-3 _(t-2)	SPI-3 _(t-3)	SPI-3 _(t-4)	SPI-3 _(t-5)		
	SPI-6	SPI-6 _(t-1)	SPI-6 _(t-5)	SPI-6 _(t-6)	SPI-6 _(t-7)			
	SPI-9	SPI-9 _(t-1)	SPI-9 _(t-7)	SPI-9 _(t-10)				
	SPI-12	SPI-12 _(t-1)						
S7	SPI-3	SPI-3 _(t-1)	SPI-3 _(t-2)	SPI-3 _(t-3)	SPI-3 _(t-4)			
	SPI-6	SPI-6 _(t-1)	SPI-6 _(t-2)	SPI-6 _(t-4)	SPI-6 _(t-6)	SPI-6 _(t-7)		
	SPI-9	SPI-9 _(t-1)	SPI-9 _(t-10)					
	SPI-12	SPI-12 _(t-1)	SPI-12 _(t-4)					
S8	SPI-3	SPI-3 _(t-1)	SPI-3 _(t-2)	SPI-3 _(t-3)	SPI-3 _(t-4)	SPI-3 _(t-7)		
	SPI-6	SPI-6 _(t-1)	SPI-6 _(t-7)					
	SPI-9	SPI-9 _(t-1)	SPI-9 _(t-8)	SPI-9 _(t-10)				
	SPI-12	SPI-12 _(t-1)	SPI-12 _(t-11)					

(Suite)

S9	SPI-3	SPI-3 _(t-1)	SPI-3 _(t-2)	SPI-3 _(t-3)	SPI-3 _(t-4)	SPI-3 _(t-7)
	SPI-6	SPI-6 _(t-1)	SPI-6 _(t-7)			
	SPI-9	SPI-9 _(t-1)	SPI-9 _(t-10)			
	SPI-12	SPI-12 _(t-1)				
S10	SPI-3	SPI-3 _(t-1)	SPI-3 _(t-2)	SPI-3 _(t-3)	SPI-3 _(t-4)	
	SPI-6	SPI-6 _(t-1)	SPI-6 _(t-4)	SPI-6 _(t-6)	SPI-6 _(t-7)	
	SPI-9	SPI-9 _(t-1)	SPI-9 _(t-10)			
	SPI-12	SPI-12 _(t-1)				
S11	SPI-3	SPI-3 _(t-1)	SPI-3 _(t-2)	SPI-3 _(t-3)	SPI-3 _(t-4)	
	SPI-6	SPI-6 _(t-1)	SPI-6 _(t-7)			
	SPI-9	SPI-9 _(t-1)	SPI-9 _(t-7)	SPI-9 _(t-9)	SPI-9 _(t-10)	
	SPI-12	SPI-12 _(t-1)	SPI-12 _(t-2)	SPI-12 _(t-4)		

V.8. Résultats de la modélisation par RLM et des RNA sur les données sélectionnées

Après division de données en deux ensembles, 70% de données pour l'apprentissage et 30 % de données indépendantes pour tester le modèle obtenus, les tableaux V.3, V.4, V.5 présentent les performances des modèles MLR, MLP et RBF évaluées par les critères R², MAE, RMSE et NSE pour les données d'apprentissage et les données de test.

V.8.1. Résultats du modèle RLM

Le tableau V.3 présente les résultats de l'évaluation des performances de RLM à l'aide de critères de performance (R², MAE, RMSE et NSE).

Tableau V. 2 : Résultats de la modélisation du SPI par le modèle RLM

Station	échelle SPI	R ²		MAE		RMSE		NSE	
		Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
S1 DERRAG	SPI-3	0,46	0,47	0,56	0,55	0,70	0,71	0,46	0,47
	SPI-6	0,69	0,61	0,21	0,41	0,28	0,55	0,69	0,61
	SPI-9	0,77	0,70	0,33	0,36	0,45	0,50	0,77	0,71
	SPI-12	0,81	0,79	0,30	0,35	0,42	0,47	0,81	0,79
S2 ZOUBIRIA MONGORNO	SPI-3	0,49	0,47	0,55	0,57	0,68	0,72	0,49	0,47
	SPI-6	0,72	0,67	0,36	0,45	0,48	0,59	0,72	0,67
	SPI-9	0,84	0,87	0,28	0,32	0,37	0,43	0,84	0,77
	SPI-12	0,84	0,85	0,25	0,32	0,36	0,46	0,84	0,77

(Suite)

Station	échelle SPI	R ²		MAE		RMSE		NSE	
		Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
S3 DOMAINE FERROUKHI	SPI-3	0,57	0,49	0,52	0,50	0,68	0,63	0,57	0,49
	SPI-6	0,78	0,64	0,37	0,67	0,49	0,87	0,78	0,64
	SPI-9	0,84	0,77	0,31	0,29	0,42	0,36	0,84	0,77
	SPI-12	0,86	0,81	0,26	0,27	0,36	0,34	0,86	0,81
S4 SIDI MOKREFI	SPI-3	0,44	0,44	0,56	0,48	0,74	0,63	0,44	0,44
	SPI-6	0,70	0,69	0,39	0,38	0,53	0,52	0,70	0,69
	SPI-9	0,79	0,76	0,32	0,31	0,43	0,41	0,79	0,76
	SPI-12	0,82	0,85	0,26	0,26	0,35	0,39	0,82	0,84
S5 EL ABABSA	SPI-3	0,47	0,45	0,56	0,53	0,73	0,69	0,47	0,45
	SPI-6	0,72	0,64	0,40	0,42	0,53	0,56	0,72	0,64
	SPI-9	0,80	0,71	0,35	0,36	0,45	0,44	0,80	0,71
	SPI-12	0,84	0,76	0,29	0,33	0,42	0,43	0,84	0,76
S6 ARIB EBDA	SPI-3	0,47	0,49	0,56	0,52	0,72	0,69	0,47	0,49
	SPI-6	0,69	0,67	0,40	0,42	0,54	0,54	0,69	0,66
	SPI-9	0,77	0,70	0,35	0,33	0,47	0,43	0,77	0,70
	SPI-12	0,84	0,80	0,28	0,27	0,39	0,39	0,84	0,80
S7 ELTOUAIBIA	SPI-3	0,45	0,38	0,56	0,51	0,75	0,67	0,45	0,38
	SPI-6	0,77	0,68	0,37	0,38	0,50	0,52	0,77	0,68
	SPI-9	0,84	0,75	0,32	0,32	0,41	0,41	0,84	0,75
	SPI-12	0,85	0,80	0,27	0,26	0,36	0,38	0,85	0,80
S8 EL ABADIA	SPI-3	0,49	0,37	0,53	0,52	0,68	0,69	0,49	0,36
	SPI-6	0,69	0,62	0,42	0,45	0,56	0,59	0,69	0,62
	SPI-9	0,83	0,74	0,31	0,32	0,42	0,42	0,83	0,74
	SPI-12	0,84	0,80	0,26	0,25	0,37	0,35	0,84	0,80
S9 FODDA BGE	SPI-3	0,47	0,36	0,55	0,51	0,73	0,66	0,47	0,36
	SPI-6	0,69	0,58	0,40	0,41	0,55	0,54	0,69	0,58
	SPI-9	0,81	0,73	0,32	0,30	0,41	0,40	0,81	0,75
	SPI-12	0,87	0,73	0,26	0,27	0,35	0,36	0,87	0,73
S10 EL ASNAM DDA	SPI-3	0,49	0,38	0,56	0,51	0,72	0,65	0,49	0,38
	SPI-6	0,75	0,58	0,38	0,39	0,51	0,54	0,75	0,58
	SPI-9	0,82	0,67	0,34	0,31	0,46	0,41	0,82	0,67
	SPI-12	0,87	0,74	0,28	0,32	0,40	0,39	0,87	0,74
S11 SOUK EL HAD	SPI-3	0,48	0,42	0,53	0,49	0,71	0,62	0,48	0,42
	SPI-6	0,66	0,62	0,42	0,37	0,57	0,50	0,66	0,61
	SPI-9	0,83	0,79	0,26	0,25	0,38	0,31	0,83	0,79
	SPI-12	0,86	0,79	0,25	0,27	0,31	0,33	0,86	0,79

Pour la prévision de la sécheresse, la performance du modèle est jugée meilleure lorsque RMSE et MAE soient proches de 0 et NSE et R² proches de 1.

Les résultats indiquent que le SPI-12 a donné les meilleures performances comparées aux autres échelles du temps du SPI pour toutes les stations, tandis que le SPI-3 montre des performances faibles.

Le modèle MLR explique entre 81 % et 87 % de la variance de SPI-12 pendant la phase d'apprentissage (training). Dans la phase de test (testing), on observe que le coefficient de détermination varie entre 73% et 85%, ce qui signifie que le modèle généralise bien sur des données non vues. La station S2 montre que le R² du SPI-9 est supérieur à celui de SPI12.

Les MAE varient entre 0,25 et 0,30 dans les onze (11) stations pour la phase d'apprentissage et entre 0,25 et 0,35 pour la phase test à l'échelle SPI-12. Les RMSE sont également faibles, entre 0,33 et 0,43 en phase test. Le NSE est proche de 0,80, dans la plupart des stations pour SPI-12.

V.8.2. Résultats du modèle MLP

Les résultats de l'évaluation des performances de MLP à l'aide de critères de performance (R², MAE, RMSE et NSE) sont présentés au tableau V.4

Tableau V. 3: Résultats de la modélisation du SPI par le modèle MLP

Station	échelle SPI	R ²		MAE		RMSE		NSE	
		Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
S1 DERRAG	SPI-3	0,46	0,51	0,56	0,55	0,71	0,72	0,46	0,51
	SPI-6	0,71	0,70	0,40	0,43	0,54	0,55	0,71	0,69
	SPI-9	0,78	0,83	0,35	0,35	0,48	0,46	0,78	0,83
	SPI-12	0,82	0,87	0,29	0,28	0,35	0,33	0,82	0,87
S2 ZOUBIRIA MONGORNO	SPI-3	0,57	0,56	0,54	0,50	0,69	0,65	0,57	0,56
	SPI-6	0,75	0,74	0,39	0,40	0,52	0,54	0,75	0,74
	SPI-9	0,84	0,80	0,29	0,28	0,40	0,36	0,84	0,85
	SPI-12	0,88	0,72	0,25	0,28	0,34	0,35	0,88	0,74
S3 DOMAINE FERROUKHI	SPI-3	0,55	0,57	0,53	0,48	0,69	0,60	0,55	0,57
	SPI-6	0,76	0,78	0,37	0,37	0,49	0,46	0,76	0,78
	SPI-9	0,84	0,84	0,30	0,32	0,40	0,42	0,84	0,84
	SPI-12	0,87	0,88	0,25	0,27	0,33	0,34	0,87	0,88
S4 SIDI MOKREFI	SPI-3	0,56	0,54	0,52	0,54	0,66	0,74	0,56	0,54
	SPI-6	0,71	0,74	0,41	0,36	0,55	0,48	0,71	0,73
	SPI-9	0,83	0,85	0,32	0,31	0,42	0,43	0,83	0,85
	SPI-12	0,85	0,93	0,27	0,27	0,38	0,34	0,85	0,92
S5 EL ABABSA	SPI-3	0,44	0,56	0,57	0,54	0,74	0,67	0,44	0,56
	SPI-6	0,69	0,75	0,43	0,37	0,57	0,47	0,69	0,74
	SPI-9	0,81	0,78	0,34	0,38	0,44	0,47	0,81	0,78
	SPI-12	0,86	0,84	0,26	0,28	0,32	0,33	0,86	0,84

(Suite)

Station	échelle SPI	R ²		MAE		RMSE		NSE	
		Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
S6 ARIB EBDA	SPI-3	0,47	0,54	0,57	0,50	0,72	0,65	0,47	0,52
	SPI-6	0,71	0,74	0,41	0,42	0,54	0,54	0,71	0,71
	SPI-9	0,81	0,81	0,33	0,39	0,44	0,51	0,81	0,74
	SPI-12	0,84	0,86	0,27	0,27	0,32	0,35	0,84	0,85
S7	SPI-3	0,52	0,50	0,53	0,58	0,69	0,79	0,52	0,35
ELTOUAIBIA	SPI-6	0,75	0,75	0,37	0,39	0,50	0,52	0,75	0,73
	SPI-9	0,84	0,82	0,31	0,32	0,40	0,43	0,83	0,82
	SPI-12	0,89	0,87	0,24	0,26	0,32	0,32	0,89	0,87
S8 EL ABADIA	SPI-3	0,50	0,47	0,55	0,48	0,71	0,63	0,50	0,44
	SPI-6	0,68	0,70	0,44	0,41	0,59	0,52	0,67	0,68
	SPI-9	0,82	0,82	0,32	0,32	0,42	0,42	0,82	0,82
	SPI-12	0,86	0,87	0,26	0,26	0,37	0,34	0,86	0,87
S9 FODDA BGE	SPI-3	0,52	0,41	0,54	0,54	0,70	0,72	0,52	0,40
	SPI-6	0,66	0,77	0,42	0,38	0,57	0,49	0,66	0,77
	SPI-9	0,83	0,80	0,32	0,31	0,40	0,42	0,83	0,80
	SPI-12	0,88	0,90	0,24	0,25	0,33	0,33	0,88	0,90
S10	SPI-3	0,51	0,46	0,53	0,58	0,68	0,75	0,51	0,45
EL ASNAM DDA	SPI-6	0,72	0,72	0,39	0,38	0,52	0,53	0,71	0,72
	SPI-9	0,79	0,82	0,33	0,32	0,45	0,43	0,79	0,82
	SPI-12	0,85	0,89	0,26	0,28	0,38	0,34	0,85	0,89
S11 SOUK ELHAD	SPI-3	0,54	0,49	0,52	0,53	0,67	0,72	0,54	0,49
	SPI-6	0,64	0,75	0,41	0,38	0,58	0,49	0,64	0,74
	SPI-9	0,84	0,87	0,25	0,27	0,37	0,36	0,84	0,87
	SPI-12	0,92	0,91	0,20	0,21	0,28	0,29	0,92	0,90

L'analyse des résultats issus de la modélisation à l'aide du réseau de neurones multicouche (MLP) révèle une amélioration progressive des performances en fonction de l'échelle temporelle de l'indice SPI utilisée comme variable explicative. Plus précisément, l'échelle SPI-12 présente les meilleures performances dans l'ensemble des stations, tant en phase d'apprentissage qu'en phase de test. Des valeurs élevées du coefficient de détermination (R^2) entre 0,82 et 0,92 en phase d'apprentissage et entre 0,72 et 0,93 en phase de test, des erreurs absolues moyennes (MAE) faibles, entre 0,20 et 0,29 pour la phase d'apprentissage et entre 0,21 et 0,28 pour la phase de test. Des erreurs quadratiques moyennes (RMSE) relativement faibles oscillant entre 0,28 et 0,38 en apprentissage et entre 0,29 et 0,35 en phase test ainsi que des coefficients d'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE) atteignant, 0,90 (test) dans plusieurs cas, à l'exception de la station S2 où $R^2=0,80$ et $NSE=0,85$ pour SPI-9 qui sont supérieurs à ceux du SPI-12 ($R^2=0,72$, $NSE=0,74$) pour la phase de Test. À l'opposé, les échelles SPI-3 et SPI-

6, enregistrent des performances plus modestes dans les deux phases apprentissage et test, avec des R^2 , des erreurs relativement élevées, et des valeurs de NSE plus faibles. Ces résultats ont permis de démontrer l'efficacité du MLP dans la prédiction du comportement temporel du SPI, en particulier aux échelles mensuelles longues (SPI-9 et SPI-12).

V.8.3. Résultats du modèle RBF

Le modèle RBF montre une capacité satisfaisante à prédire le SPI, surtout aux échelles SPI-9 et SPI-12, avec des performances supérieures en comparaison aux échelles les plus courtes (SPI-3 et SPI-6). Ces résultats sont résumés au tableau V.5

Le coefficient de détermination (R^2) est faible pour SPI-3 dans presque toutes les stations (souvent < 0.6 en test). Pour SPI-9 et SPI-12, le R^2 est élevé, souvent supérieur à 0,80 (entre 0,79 et 0,90) en test dans la majorité des stations (ex. S4, S9, S10, S11), ce qui reflète une bonne généralisation du modèle sur les séries de sécheresse à long terme. La station S2 constitue encore une exception par rapport aux autres stations, car les valeurs de R^2 et de NSE du SPI-9 en phase de test y demeurent supérieures à celles obtenues pour le SPI-12. L'erreur absolue moyenne (MAE) diminue significativement avec l'augmentation de l'échelle SPI où le SPI-12 présente généralement les plus faibles valeurs de MAE (entre 0,27 et 0,35 en phase test). Les RMSE présentent la même tendance que MAE, une baisse progressive avec l'augmentation de l'échelle. Les valeurs de RMSE sont plus faibles pour SPI-12, suggérant que les grandes erreurs sont moins fréquentes. Ses valeurs de test oscillent entre 0,34 et 0,38.

Les valeurs de NSE sont proches ou supérieures à 0,8 (entre 0,79 et 0,90) pour SPI-12 dans plusieurs stations, ce qui indique un bon accord entre les valeurs observées et simulées. Pour SPI-3, le NSE est souvent inférieur à 0,5, soulignant une performance faible voire moyenne pour la sécheresse à court terme.

Tableau V. 4 : Résultats de la modélisation du SPI par le modèle RBF

Station	échelle SPI	R ²		MAE		RMSE		NSE	
		Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
S1 DERRAG	SPI-3	0,43	0,49	0,57	0,60	0,73	0,76	0,44	0,48
	SPI-6	0,71	0,65	0,41	0,49	0,54	0,62	0,71	0,64
	SPI-9	0,76	0,76	0,36	0,38	0,49	0,51	0,76	0,76
	SPI-12	0,82	0,85	0,32	0,34	0,42	0,39	0,82	0,84
S2 ZOUBIRIA MONGORNO	SPI-3	0,54	0,49	0,57	0,49	0,71	0,65	0,54	0,49
	SPI-6	0,72	0,68	0,41	0,43	0,55	0,58	0,72	0,67
	SPI-9	0,88	0,80	0,33	0,37	0,44	0,47	0,88	0,78
	SPI-12	0,87	0,71	0,28	0,35	0,37	0,38	0,87	0,71
S3 DOMAINE FERROUKHI	SPI-3	0,53	0,53	0,55	0,50	0,70	0,63	0,53	0,52
	SPI-6	0,75	0,67	0,38	0,44	0,51	0,59	0,75	0,67
	SPI-9	0,82	0,80	0,32	0,35	0,42	0,45	0,82	0,80
	SPI-12	0,86	0,86	0,26	0,28	0,37	0,38	0,86	0,86
S4 SIDI MOKREFI	SPI-3	0,52	0,48	0,54	0,54	0,69	0,74	0,52	0,48
	SPI-6	0,71	0,71	0,42	0,40	0,56	0,51	0,71	0,70
	SPI-9	0,79	0,80	0,35	0,34	0,46	0,46	0,79	0,80
	SPI-12	0,86	0,90	0,27	0,27	0,37	0,35	0,86	0,90
S5 EL ABABSA	SPI-3	0,44	0,52	0,58	0,55	0,74	0,68	0,44	0,52
	SPI-6	0,70	0,66	0,43	0,42	0,56	0,54	0,70	0,66
	SPI-9	0,79	0,73	0,36	0,41	0,46	0,51	0,79	0,71
	SPI-12	0,85	0,79	0,29	0,32	0,40	0,39	0,85	0,78
S6 ARIB EBDA	SPI-3	0,47	0,50	0,56	0,52	0,73	0,70	0,47	0,49
	SPI-6	0,71	0,70	0,41	0,44	0,54	0,58	0,71	0,70
	SPI-9	0,80	0,75	0,34	0,39	0,45	0,50	0,80	0,74
	SPI-12	0,85	0,84	0,27	0,33	0,38	0,37	0,85	0,84
S7 EL TOUAIBIA	SPI-3	0,50	0,42	0,55	0,55	0,70	0,75	0,50	0,42
	SPI-6	0,70	0,71	0,42	0,42	0,55	0,55	0,70	0,70
	SPI-9	0,84	0,80	0,31	0,34	0,40	0,44	0,84	0,80
	SPI-12	0,88	0,86	0,25	0,29	0,33	0,35	0,89	0,85
S8 EL ABADIA	SPI-3	0,51	0,44	0,55	0,54	0,71	0,69	0,51	0,44
	SPI-6	0,66	0,66	0,44	0,45	0,60	0,57	0,66	0,65
	SPI-9	0,80	0,79	0,33	0,35	0,44	0,46	0,80	0,79
	SPI-12	0,85	0,85	0,27	0,28	0,38	0,34	0,85	0,84
S9 FODDA BGE	SPI-3	0,56	0,39	0,55	0,60	0,67	0,75	0,56	0,39
	SPI-6	0,67	0,72	0,41	0,42	0,56	0,55	0,67	0,72
	SPI-9	0,82	0,79	0,34	0,33	0,42	0,44	0,82	0,79
	SPI-12	0,85	0,84	0,24	0,27	0,33	0,35	0,85	0,85
S10 EL ASNAM DDA	SPI-3	0,52	0,40	0,53	0,60	0,67	0,78	0,52	0,40
	SPI-6	0,71	0,68	0,39	0,41	0,53	0,56	0,71	0,68
	SPI-9	0,80	0,77	0,33	0,33	0,44	0,44	0,80	0,78
	SPI-12	0,86	0,86	0,26	0,30	0,37	0,37	0,86	0,86

(Suite)

Station	échelle SPI	R ²		MAE		RMSE		NSE	
		Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
S11	SPI-3	0,51	0,44	0,53	0,57	0,69	0,76	0,51	0,30
	SPI-6	0,67	0,67	0,40	0,43	0,55	0,55	0,67	0,67
SOUK EL HAD	SPI-9	0,81	0,81	0,29	0,31	0,41	0,42	0,81	0,79
	SPI-12	0,84	0,86	0,25	0,28	0,34	0,35	0,88	0,87

Le modèle RBF s'est avéré efficace pour la modélisation des sécheresses météorologiques de moyenne à longue durée. Ces résultats confirment la pertinence de l'utilisation de modèles non linéaires à base de fonctions radiales pour capturer les dépendances temporelles complexes du SPI.

V.8.4. Comparaison des résultats des trois (03) modèles

Une comparaison entre les valeurs observées et simulées pour toutes les échelles SPI par les modèles MLR, MLP et RBF pendant la période de test aux stations étudiées est présentée dans les figures V.3 à V.6.

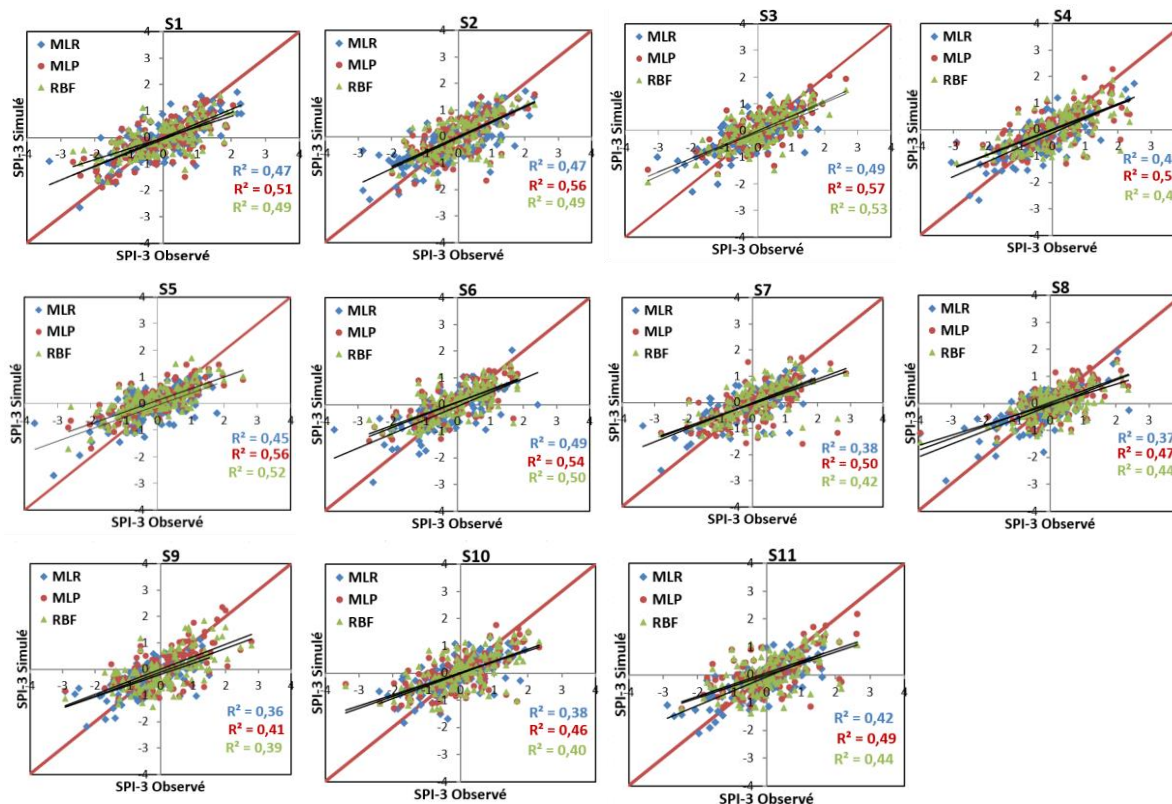


Figure V.3 : Diagrammes de dispersion des valeurs SPI-3 observées et simulées par les modèles MLR, MLP et RBF pendant la période de test aux stations étudiées.

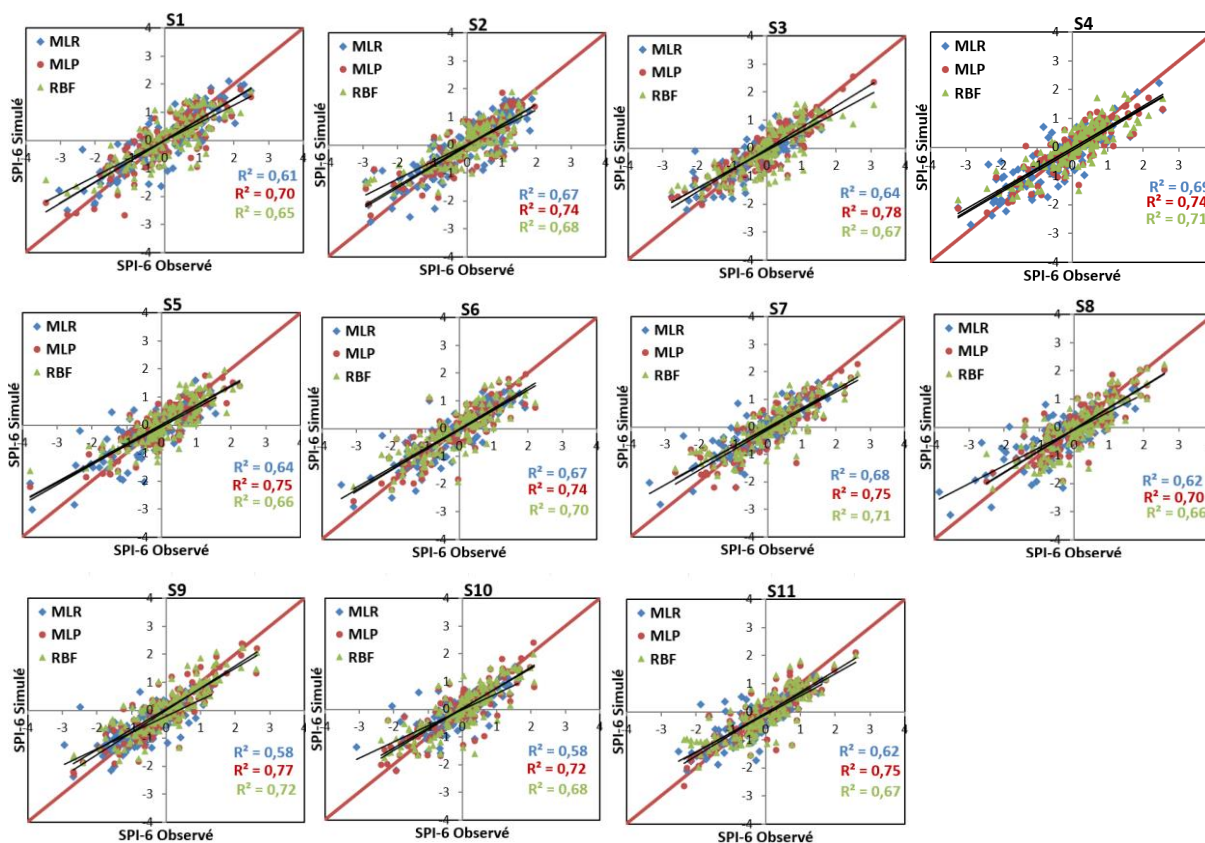
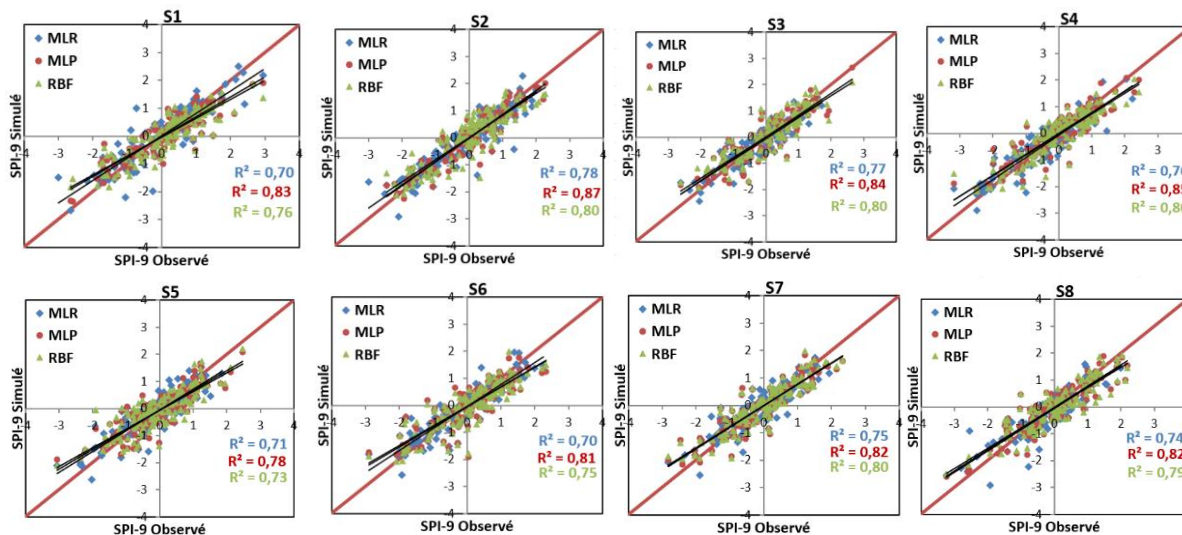


Figure V. 4 : Diagrammes de dispersion des valeurs SPI-6 observées et simulées par les modèles MLR, MLP et RBF pendant la période de test aux stations étudiées.



(Suite)

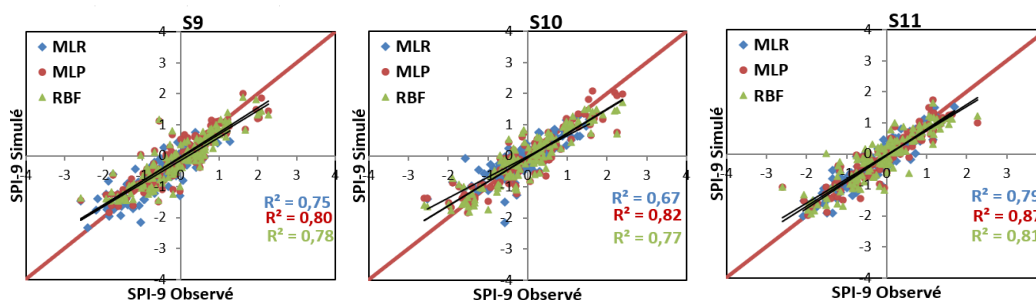


Figure V. 5: Diagrammes de dispersion des valeurs SPI-9 observées et simulées par les modèles MLR, MLP et RBF pendant la période de test aux stations étudiées.

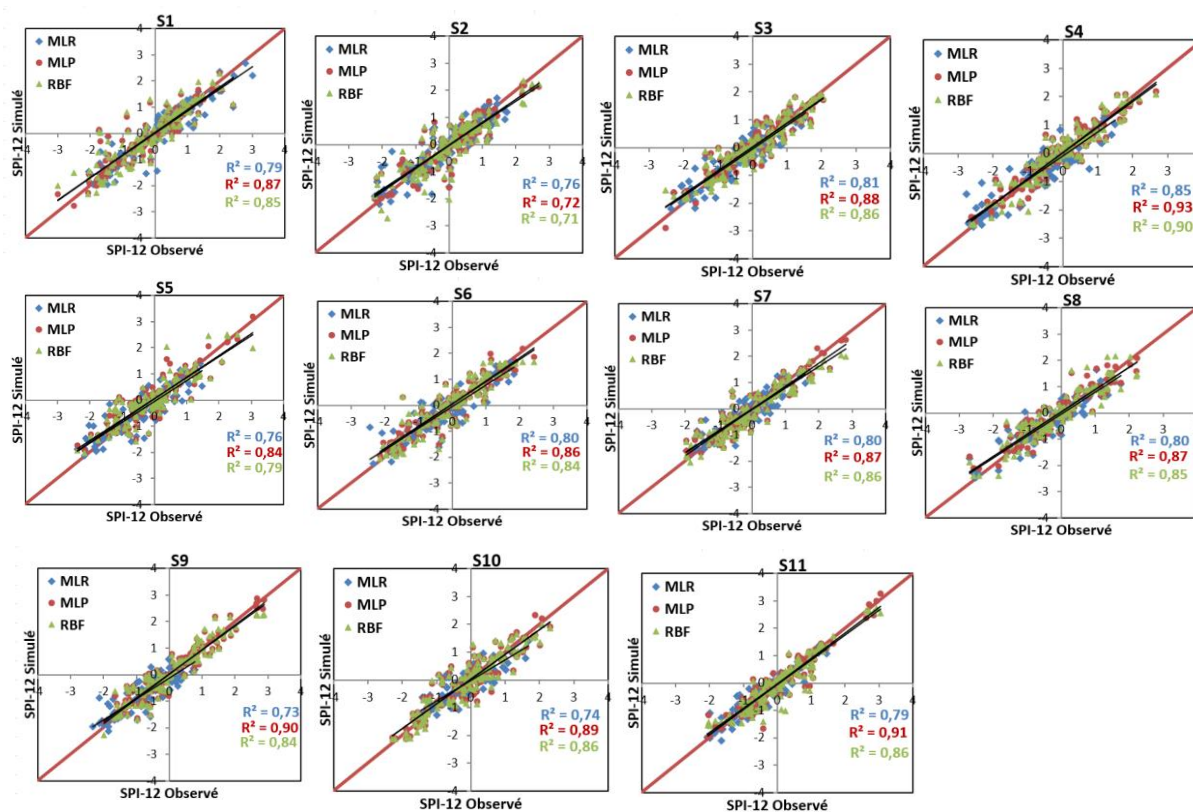


Figure V. 6: Diagrammes de dispersion des valeurs SPI-12 observées et simulées par les modèles MLR, MLP et RBF pendant la période de test aux stations étudiées.

L'évaluation des performances des trois modèles de simulation du SPI aux échelles 3, 6, 9 et 12 mois comparant les valeurs observées et simulées pour les onze (11) stations montre une amélioration progressive de la qualité des prédictions avec l'augmentation de l'échelle temporelle.

Pour le **SPI-3**, les performances sont globalement faibles, avec des coefficients de détermination (R^2) souvent inférieurs à 0,60. Aucun modèle ne se démarque systématiquement. Le MLR a présenté des R^2 faibles (< 50) pour toutes les stations. Le MLP et le RBF ont montré des performances plus modestes, avec un maximum de $R^2=0,57$ et $0,53$ respectivement à la station S3.

Le **SPI-6** montre une amélioration globale des résultats par rapport à ceux obtenus pour le SPI-3. Le MLP s'impose comme le modèle le plus performant dans la majorité des stations (jusqu'à $R^2 = 0,78$ à S3), suivi de très près par les stations S9 ($R^2=0,77$) et S5, S7 et S11 ($R^2=0,75$). Le **RBF** montre également de bonnes performances, notamment à S9 ($R^2=0,72$) S4 et S7 ($R^2=0,71$). Le MLR reste globalement en dessous des modèles neuronaux. Ces résultats confirment l'intérêt des approches non linéaires pour modéliser des dynamiques climatiques à moyen terme comme le SPI-6.

Pour le **SPI-9**, le MLP atteint des R^2 supérieurs à 0,80 dans dix stations sur onze démontrant sa grande efficacité pour cette échelle. Le RBF donne également de bons résultats souvent proches de ceux du MLP, notamment aux stations S2, S3, S4, S7 et S11 où le coefficient de détermination $R^2=0,80$. Le MLR reste moins performant avec des R^2 entre 0,67 et 0,79, il montre ses limites face à la complexité non linéaire des relations entre les données SPI. S2 montre des performances meilleures pour SPI-9 que pour SPI-12, contrairement à la tendance générale observée sur les autres stations. Le SPI-9 dans cette station peut être bien modélisée même par une approche linéaire. Cela suggère une structure relativement stable ou moins complexe des données climatiques dans cette station.

Le **SPI-12** confirme la supériorité des modèles non linéaires. Le MLP affiche des R^2 très élevés ($\geq 0,87$) à S1, S3, S4, S7, S8, S9, S10 et S11 indiquant une excellente capacité prédictive. Cette performance élevée suggère que le MLP capte efficacement la complexité non linéaire du phénomène de sécheresse sur des échelles temporelles longues. Le RBF suit de près avec des performances équivalentes. En revanche, le modèle MLR présente des performances moins élevées, avec des R^2 compris entre 0,73 (S9) et 0,85 (S4), il parvient à simuler de manière acceptable le SPI-12 dans la station S2. Cela suggère que les données climatiques de cette station présentent une structure relativement simple ou peu complexe.

Pour rendre les résultats plus concrets, cette recherche a été comparée aux récentes études effectuées à l'échelle mondiale sur la prévision des sécheresses météorologiques à l'aide de

modèles stochastiques et d'intelligence artificielle (IA). Mouatadid et al. (2018) ont exploité les modèles RLM, RNA pour prévoir la sécheresse utilisant les indices SPEI et SPI à différentes échelles dans l'est de l'Australie. Les résultats ont montré que les modèles RNA étaient plus performants que les modèles RLM. L'étude de Malik et al. (2020) analysait les performances des RNA dans la prévision de la sécheresse météorologique dans la région de Kumaon (Inde) utilisant le SPI à plusieurs échelles du temps. Les résultats ont révélé la pertinence du MLP par rapport au modèle RLM. La même étude a été effectuée sur la région Garhwal (Inde) par Malik et al. (2021) et qui a confirmé que les modèles d'IA appliqués tel que MLP ont considérablement amélioré les performances de modélisation dans les stations d'étude. De plus, les exécutions de RLM dans les stations d'étude étaient les plus médiocres à l'exception du SPI-24 à Pauri Garhwal et des SPI-9, SPI-12 et SPI-24 à Uttarkashi.

V.9. Conclusion

Ce chapitre a analysé la pertinence des Réseaux de Neurones Artificiels, en particulier le perceptron multicouche (MLP) et la fonction de base radiale (RBF), ainsi que celle du modèle de régression linéaire multiple (MLR), pour la simulation de la sécheresse météorologique à partir de l'indice SPI à différentes échelles temporelles (3, 6, 9 et 12). La fonction d'autocorrélation partielle (PACF) a été utilisée pour choisir les paramètres d'entrée optimaux (décalages) pour les modèles MLR, MLP et RBF avec un seuil de signification de 5 % sur les séries de données SPI-3, SPI-6, SPI-9 et SPI-12. Les estimations produites par les trois (03) modèles ont été comparées aux valeurs calculées (observées) du SPI utilisant des indicateurs statistiques tels que R^2 , MAE, RMSE et NSE. L'évaluation des résultats a révélé que les modèles d'Intelligence Artificielle appliqués (MLP et RBF) ont amélioré les performances de modélisation en améliorant les mesures R^2 et NSE et en diminuant les mesures du MAE et RMSE dans les stations d'étude.

Les résultats obtenus mettent en évidence que les modèles **MLP** et **RBF** s'avèrent plus adaptés à la modélisation des indices de sécheresse, en particulier à des échelles mensuelles plus longues (SPI-9 et SPI-12), démontrant leur capacité à modéliser les dynamiques de sécheresse avec un haut degré de précision par rapport au modèle **MLR** à l'exception de la station S2 qui a montré une structure stable ou peu complexe, ce qui signifie que la sécheresse est un phénomène évolutif dans le temps et l'espace, caractérisé par une variabilité spatio-temporelle importante et une intensité qui dépend fortement des conditions climatiques locales.

CONCLUSION GENERALE

& RECOMMANDATIONS

Conclusion générale & recommandations

Cette étude s'inscrit dans le contexte de l'analyse des impacts de la variabilité climatique sur les ressources hydriques en Algérie, avec pour objectif principal la caractérisation de la sécheresse météorologique dans la région du Haut et moyen Cheliff (10930 km²) à travers l'utilisation de l'indice SPI, reprenons les principales conclusions de notre travail :

Les températures annuelles au niveau des deux stations météorologiques, Miliana et Chlef, sur une durée de 20 ans (1985-2005), révèle une température moyenne interannuelle de 17,6 °C et 19,3 °C à Miliana et Chlef respectivement. La quantité moyenne interannuelle de précipitations enregistrée à la station de Miliana s'élève à 676,3 mm, tandis qu'à la station de Chlef, elle est de 360,9 mm. L'indicatif saisonnier le plus dominant dans la zone d'étude est de type HPAE (Hiver, Printemps, Automne, Été)

La mise en étude de 50 stations pluviométriques réparties dans d'étude durant une période de 40 ans (1970/71 – 2009/10) révèle que les valeurs du coefficient de variation ne semblent pas suivre la grandeur de la hauteur pluviométrique car plus l'échelle est grande plus les précipitations sont stables. Les tests statistiques de détection des ruptures réalisées sur les cinquante stations étudiées montrent des tendances à la hausse et à la baisse.

Après le calcul de SPI à différentes échelles temporelles durant la période de 40 ans (1970/71-2009/10), deux approches complémentaires ont été réalisées pour caractériser la sécheresse météorologique dans la zone d'étude, la première approche consiste en l'application de l'indice SPI à l'échelle annuelle sur 11 stations de référence. Les résultats ont montré que la décennie 1970–1979 a été relativement moins exposée aux épisodes de sécheresse, suivie d'une alternance irrégulière entre années sèches et années humides. L'analyse spatiale a mis en évidence des disparités significatives d'un sous-bassin à un autre, traduisant une variabilité spatiale marquée de la sécheresse. La seconde approche repose sur le calcul du SPI à différentes échelles temporelles (mensuelle, saisonnière et annuelle) pour un ensemble de 50 stations sur la même période. La régionalisation, effectuée à l'aide de l'analyse en composantes principales (ACP) avec rotation varimax, a permis une classification spatiale en distinguant trois régions, deux régions distinctes (F1 et F3) apparaissent, sans chevauchement et une région intermédiaire (F2) qui se situe entre les deux.

La modélisation de la sécheresse météorologique par la régression linéaire multiple (MLR) et les réseaux de neurones artificiels (MLP et RBF) a mis en évidence que ces derniers sont adaptés à la modélisation des indices de sécheresse, notamment aux échelles mensuelles longues telles que le SPI-9 et le SPI-12. Ils ont démontré une capacité supérieure à prévoir la sécheresse par rapport au modèle de régression linéaire multiple (MLR). La performance élevée des RNA renforce leur pertinence pour une intégration dans les systèmes d'alerte précoce ainsi que dans les stratégies de planification et de gestion durable des ressources en eau, dans un contexte marqué par une variabilité climatique croissante.

La sécheresse est un phénomène évolutif à la fois dans le temps et dans l'espace, marqué par une forte variabilité spatio-temporelle. Son intensité est étroitement liée aux conditions climatiques locales, à la saisonnalité, ainsi qu'à la durée et à la fréquence des épisodes de déficit pluviométrique.

Recommandations :

Ce modeste travail a été confronté à plusieurs difficultés, principalement liées à la collecte des données nécessaires auprès de différents organismes, notamment l'ANRH et l'Office National de la Météorologie (O.N.M). Ces contraintes ont particulièrement affecté l'enrichissement de la base de données, en raison de l'indisponibilité de certaines informations spécifiques telles que les mesures instantanées des précipitations.

L'insuffisance d'une base de données climatiques suffisamment complète, notamment en ce qui concerne la température et l'humidité du sol, n'a pas permis d'intégrer d'autres indices de sécheresse tels que le SPEI et le PDSI afin d'élargir notre analyse vers des sécheresses agricoles et hydrologiques.

Afin de pallier à cette insuffisance, il est fortement recommandé de faciliter l'accès aux données historiques et instantanées auprès des institutions concernées (O.N.M., ANRH, ABH).

Dans le cadre de futures recherches, l'exploitation de données de télédétection (ex. MODIS, CHIRPS, ERA5) pourrait en partie pallier le manque de relevés terrestres et favoriser une étude spatio-temporelle plus précise des phénomènes de sécheresse, surtout dans les régions où les mesures sur le terrain sont peu fréquentes ou inexistantes.

Enfin, il est vivement recommandé d'explorer d'autres architectures de réseaux de neurones artificiels (RNA) que celles déjà utilisées dans ce travail dans des recherches futures,

afin d'améliorer la performance des modèles de simulation et de prévision de la sécheresse. Des modèles plus avancés tels que le Long Short-Term Memory (LSTM), le Convolutional Neural Network (CNN) et le Gated Recurrent Unit (GRU). De plus, l'intégration d'autres approches intelligentes (modèles hybrides) telles que l'ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) ou le CANFIS (Coactive Neuro-Fuzzy Inference System) et CNN-LSTM (Convolutional Neural Network + Long Short-Term Memory) offrent également des perspectives intéressantes, notamment pour intégrer l'incertitude et la logique floue dans la modélisation des phénomènes de sécheresse.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Agence de Bassin Hydrographique Chélif–Zahrez (ABH-CZ). (2004). *Cadastre hydraulique du bassin hydrographique du Chélif aval du barrage de Boughzoul – Première partie : Haut et moyen Chélif* (62 p.). ABH-CZ.
- Achite, M., & Touaibia, B. (2007). Sécheresse et gestion des ressources en eau dans le bassin versant de la Mina. In *XIIIe Congrès mondial de l'eau : Gestion de la demande en eau en Méditerranée, progrès et politiques*. International Water Resources Association (IWRA).
- Achite, M., Wałęga, A., Toubal, A. K., Mansour, H., & Krakauer, N. Y. (2021). Spatiotemporal characteristics and trends of meteorological droughts in the Wadi Mina Basin, Northwest Algeria. *Water*, 13(21), 3103. <https://doi.org/10.3390/w13213103>
- Achite, M., Elshaboury, N., Jehanzaib, M., Vishwakarma, D. K., Pham, Q. B., Anh, D. T., Abdelkader, E. M., & Elbeltagi, A. (2023). Performance of machine learning techniques for meteorological drought forecasting in the Wadi Mina Basin, Algeria. *Water*, 15(4), 765. <https://doi.org/10.3390/w15040765>
- Achite, M., Simsek, O., Sankaran, A., et al. (2024). Analyzing the dynamical relationships between meteorological and hydrological drought of Wadi Mina Basin, Algeria using a novel multiscale framework. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 38, 1935–1953. <https://doi.org/10.1007/s00477-024-02663-w>
- Alkozay, A. (2023). Assessment of meteorological drought using Standard Precipitation Index model (SPI) in Herat, Afghanistan. *International Journal of Multidisciplinary Approach Research and Science*, 2(1), 132–155. <https://doi.org/10.59653/ijmars.v2i01.380>
- American Heritage Dictionary of the English Language*. (1976). Houghton Mifflin.
- Ameziane, T., Belghiti, M., Benbeniste, S., et al. (2007). *Guide pour la gestion de la sécheresse*. Commission européenne – Office de coopération EuropeAid, Programme euro-méditerranéen pour la gestion locale de l'eau (MEDA Water), MEDROPLAN.
- Anshuka, A., van Ogtrop, F. F., & Vervoort, R. W. (2019). Drought forecasting through statistical models using standardised precipitation index: A systematic review and meta-regression analysis. *Natural Hazards*, 97, 955–977. <https://doi.org/10.1007/s11069-019-03665-6>

- Avilés, A., Céleri, R., Solera, A., & Paredes, J. (2016). Probabilistic forecasting of drought events using Markov chain- and Bayesian network-based models: A case study of an Andean regulated river basin. *Water*, 8(2), 37. <https://doi.org/10.3390/w8020037>
- Belouz, K. (2009). *Modélisation de l'évapotranspiration de référence et du déficit hydrique par les réseaux de neurones artificiels à différents pas de temps* (Thèse de doctorat).
- Ben Abdelmalek, M., & Nouri, I. (2020). Study of trends and mapping of drought events in Tunisia and their impacts on agricultural production. *Science of the Total Environment*, 734, 139311. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139311>
- Bentchakal, M., Medjerab, A., Chibane, B., & Rahmani, S. A. (2022). Meteorological drought and remote sensing data: An approach to assess fire risks in the Algerian forest. *Modeling Earth Systems and Environment*, 8, 3847–3858. <https://doi.org/10.1007/s40808-021-01323-0>
- Benzarti, Z., & Hbaieb, H. (2001). Étude de la persistance de la sécheresse météorologique et hydrologique : cas du bassin versant de Siliana en Tunisie. *Sécheresse*, 4, 205–213.
- Beran, M. A., & Rodier, J. A. (1987). *Aspects hydrologiques des sécheresses*. UNESCO/Organisation météorologique mondiale (OMM).
- Bhunia, P., Das, P., & Maiti, R. (2020). Meteorological drought study through SPI in three drought-prone districts of West Bengal, India. *Earth Systems and Environment*, 4, 43–55. <https://doi.org/10.1007/s41748-019-00137-6>
- Bogale, T., Degefa, S., Dalle, G., et al. (2025). Spatio-temporal variations of drought in the Welmel watershed, southeast of Ethiopia using the vegetation condition index and standardized precipitation index. *Ecological Processes*, 14, 37. <https://doi.org/10.1186/s13717-025-00605-0>
- Boken, V. K. (2005). Agricultural drought and its monitoring and prediction: Some concepts. In V. K. Boken, A. P. Cracknell, & R. L. Heathcote (Eds.), *Monitoring and predicting agricultural drought: A global study* (pp. 01–10). Oxford University Press.
- Bonaccorso, B., Bordi, I., Cancelliere, A., Rossi, G., & Sutera, A. (2003). Spatial variability of drought: An analysis of the SPI in Sicily. *Water Resources Management*, 17, 273–296. <https://doi.org/10.1023/A:1024716530289>
- Bordi, I., & Sutera, A. (2007). Drought monitoring and forecasting at large scale. In G. Rossi, T. Vega, & B. Bonaccorso (Eds.), *Methods and tools for drought analysis and management* (pp. 3–27). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-5924-7_1

- Botai, C. M., Botai, J. O., De Wit, J. P., Ncongwane, K. P., & Adeola, A. M. (2017). Drought characteristics over the Western Cape Province, South Africa. *Water*, 9, 876. <https://doi.org/10.3390/w9110876>
- Bouguerra, H., Derdous, O., Tachi, S. E., Hatzaki, M., & Abida, H. (2024). Spatiotemporal investigation of meteorological drought variability over Northern Algeria and its relationship with different atmospheric circulation patterns. *Theoretical and Applied Climatology*, 155, 1507–1518. <https://doi.org/10.1007/s00704-023-04705-9>
- Boyer, J. F. (1998). *Khronostat statistical time series analyses software*. Montpellier: UMR 5569 Hydrosiences, IRD – Maison des sciences de l’eau. <http://www.hydrosiences.org/spip.php/article239>
- Buishand, T. A. (1982). Some methods for testing the homogeneity of rainfall records. *Journal of Hydrology*, 50, 11–27.
- Buishand, T. A. (1984). Tests for detecting a shift in the mean of hydrological time series. *Journal of Hydrology*, 73, 51–69. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(84\)90032-5](https://doi.org/10.1016/0022-1694(84)90032-5)
- Byun, H. R., & Wilhite, D. A. (1999). Objective quantification of drought severity and duration. *Journal of Climatology*, 12, 2747–2756. [https://doi.org/10.1175/15200442\(1999\)012<2747:OQODSA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/15200442(1999)012<2747:OQODSA>2.0.CO;2)
- Cancelliere, A., Di Mauro, G., Bonaccorso, B., & Rossi, G. (2007). Drought forecasting using the standardized precipitation index. *Water Resources Management*, 21, 801–819. <https://doi.org/10.1007/s11269-006-9062-y>
- Ceppi, A., Achite, M., Toubal, A. K., et al. (2025). Mapping drought characteristics in northern Algerian basins using the ERA5-Land dataset. *Scientific Reports*, 15, Article 10720. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-95418-8>
- Changnon, S., Pielke, R. P., Changnon, D., Sylves, R. T., & Pulwarty, R. (2000). Human factors explain the increased losses from weather and climate extremes. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 81, 437–442. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(2000\)081<0437:HFETIL>2.3.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(2000)081<0437:HFETIL>2.3.CO;2)
- Chen, G., Tian, H., Zhang, C., et al. (2012). Drought in the Southern United States over the 20th century: Variability and its impacts on terrestrial ecosystem productivity and carbon storage. *Climatic Change*, 114, 379–397. <https://doi.org/10.1007/s10584-012-0410-z>

- Chen, J., Fan, Y., Zhang, Y., Peng, J., Zhang, J., & Cao, C. (2024). Comprehensive propagation characteristics between paired meteorological and hydrological drought events: Insights from various underlying surfaces. *Atmospheric Research*, 299, 107193. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2023.107193>
- Choutri, I., & Hussien, A. (2024). Exploratory analysis of Algeria meteorological drought using SPI and SPEI. *Open Access Library Journal*, 11, e11897. <http://dx.doi.org/10.4236/oalib.1111897>
- Coughlan, M. J. (1987). Monitoring drought in Australia. In D. A. Wilhite & W. E. Easterling (Eds.), *Planning for drought: Toward a reduction of societal vulnerability* (pp. 131–144). West View Press.
- Dawson, D. W., & Wilby, R. (1998). An artificial neural network approach to precipitation–runoff modeling. *Hydrological Sciences Journal*, 43(1), 47–65. <https://doi.org/10.1080/02626669809492102>
- Dechemi, N., Benkaci, T., & Issolah, A. (2003). Modélisation des débits mensuels par les modèles conceptuels et les systèmes neuro-flous. *Revue des sciences de l'eau / Journal of Water Science*, 16(4), 407–424. <https://doi.org/10.7202/705515ar>
- De Martonne, E. (1926). Aréisme et indice d'aridité. *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences*, 182, 1395–1398.
- Demmak, A. (1982). *Contribution à l'étude de l'érosion et des transports solides en Algérie septentrionale* (Thèse de docteur-ingénieur). Université de Paris, France.
- Denidina, B., Medjerab, A., & Mega, N. (2020). Characterization of drought events in south Oran and south Algiers steppes in Algeria. *International Journal of Ecology and Development*, 35(1). ISSN 0972-9984 (Print); ISSN 0973-7308.
- Deo, R. C., & Şahin, M. (2015). Application of the artificial neural network model for prediction of monthly Standardized Precipitation and Evapotranspiration Index using hydrometeorological parameters and climate indices in eastern Australia. *Atmospheric Research*, 162, 54–81. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2015.03.018>
- Deo, R. C., Kisi, O., & Singh, V. P. (2017). Drought forecasting in eastern Australia using multivariate adaptive regression spline, least square support vector machine and M5Tree model. *Atmospheric Research*, 184, 149–175. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2016.10.004>
- Djebouai, S., & Souag-Gamane, D. (2016). Drought forecasting using neural networks, wavelet neural networks, and stochastic models: Case of the Algerois Basin in North Algeria. *Water Resources Management*, 30, 2445–2464. <https://doi.org/10.1007/s11269-016-1298-6>

- Dracup, J. A., Lee, K. S., & Paulson, J. E. (1980). On the definition of droughts. *Water Resources Research*, 16(2), 297–302. <https://doi.org/10.1029/WR016i002p00297>
- Drisya, J., Kumar, D. S., & Roshni, T. (2021). Hydrological drought assessment through streamflow forecasting using wavelet-enabled artificial neural networks. *Environment, Development and Sustainability*, 23, 3653–3672. <https://doi.org/10.1007/s10668-020-00737-7>
- Edwards, D. C., & McKee, T. B. (1997). *Characteristics of the 20th century drought in the United States at multiple time scales* (Climatology Report No. 97-2). Department of Atmospheric Science, Colorado State University, Fort Collins, CO, USA.
- Elouissi, A. (2004). *Impact des changements climatiques sur les ressources hydriques et la diversité biologique* (Mémoire de magister). C.U. Mascara.
- Eriksen, S. H., & Kelly, P. M. (2006). Developing credible vulnerability indicators for climate adaptation policy assessment. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 12, 495–524. <https://doi.org/10.1007/s11027-006-3460-6>
- FAO. (2016). *La situation mondiale des pêches et de l'aquaculture 2016 : Contribuer à la sécurité alimentaire et à la nutrition de tous*. Rome : FAO.
- Farmer, G., & Wigley, T. M. L. (1985). *Climatic trends for tropical Africa: Research report*. University of East Anglia, Norwich, UK.
- Feitelson, E., & Chenoweth, J. (2002). Water poverty: Towards a meaningful indicator. *Water Policy*, 4, 263–281. [https://doi.org/10.1016/S1366-7017\(02\)00029-6](https://doi.org/10.1016/S1366-7017(02)00029-6)
- Fellag, M., Achite, M., & Wałęga, A. (2021). Spatial-temporal characterization of meteorological drought using the Standardized Precipitation Index: Case study in Algeria. *Acta Scientiarum Polonorum Formatio Circumiectus*, 20(1), 19–31. <https://doi.org/10.15576/ASP.FC/2021.20.1.19>
- Fernandez, C., Vega, J. A., Fonturbel, T., & Jiménez, E. (2009). Streamflow drought time series forecasting: A case study in a small watershed in North West Spain. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 23, 1063–1070. <https://doi.org/10.1007/s00477-008-0277-8>
- Flores, J. H. F., Engel, P. M., & Pinto, R. C. (2012, June 10–15). Autocorrelation and partial autocorrelation functions to improve neural networks models on univariate time series forecasting. Paper presented at the *2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Brisbane, QLD, Australia.

- Gibbs, W. J., & Maher, J. V. (1967). *Rainfall deciles as drought indicators* (32 p.). Director of Meteorology, Melbourne, Australia.
- Gocic, M., & Trajkovic, S. (2013). Analysis of precipitation and drought data in Serbia over the period 1980–2010. *Journal of Hydrology*, 494, 32–42. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.04.044>
- Guttman, N. B. (1994). On the sensitivity of sample L-moments to sample size. *Journal of Climatology*, 7, 1026–1029. [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0442\(1994\)007<1026:OTSOSL>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0442(1994)007<1026:OTSOSL>2.0.CO;2)
- Guttman, N. B. (1998). Comparing the Palmer Drought Index and the Standardized Precipitation Index. *Journal of the American Water Resources Association*, 34(1), 1029–1039. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.1998.tb05964.x>
- Habibi, B., Meddi, M., Torfs, P. J. J. F., Remaoun, M., & Van Lanen, H. A. J. (2018). Characterisation and prediction of meteorological drought using stochastic models in the semi-arid Chélif–Zahrez basin (Algeria). *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 16, 15–31. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2018.02.005>
- Habibi, B., & Meddi, M. (2021). Meteorological drought hazard analysis of wheat production in the semi-arid basin of Cheliff–Zahrez Nord, Algeria. *Arabian Journal of Geosciences*, 14, 1045. <https://doi.org/10.1007/s12517-021-07401-y>
- Hamlaoui-Moulai, L., Mesbah, M., Souag-Gamane, D., & Medjerab, A. (2013). Detecting hydro-climatic change using spatiotemporal analysis of rainfall time series in Western Algeria. *Natural Hazards*, 65, 1293–1311. <https://doi.org/10.1007/s11069-012-0411-2>
- Hassoun, M. H. (1995). *Fundamentals of artificial neural networks*. MIT Press.
- Hayes, M. J., Svoboda, M. D., Wilhite, D. A., & Vanyarkho, O. (1999). Monitoring the 1996 drought using the SPI. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 80, 429–438. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1999\)080<0429:MTDUTS>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1999)080<0429:MTDUTS>2.0.CO;2)
- Hayes, M. J., Svoboda, M., Wall, N. A., & Widhalm, M. (2011). The Lincoln Declaration on drought indices: Universal meteorological drought index recommended. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 92, 485–488. <https://doi.org/10.1175/2010BAMS3103.1>
- Haykin, S. (1994). *Neural networks: A comprehensive foundation*. Prentice Hall.
- He, Y., Ye, J., & Yang, X. (2015). Analysis of the spatio-temporal patterns of dry and wet conditions in the Huai River Basin using the standardized precipitation index. *Atmospheric Research*, 166, 120–128. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2015.06.022>

- Heim, R. R. (2002). A review of twentieth-century drought indices used in the United States. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 83(8), 1149–1165.
- Hertz, J., Krogh, A., & Palmer, R. G. (1991). Introduction to the theory of neural computation. *Physics Today*, 44(12), 70. <https://doi.org/10.1063/1.2810360>
- Hosseini-Moghari, S. M., & Araghinejad, S. (2015). Monthly and seasonal drought forecasting using statistical neural networks. *Environmental Earth Sciences*, 74, 397–412. <https://doi.org/10.1007/s12665-015-4047-x>
- Hubert, P. I., Carbonnel, J., & Chaouche, A. (1989). Segmentation des séries hydrométéorologiques : Application à des séries de précipitations et de débits de l’Afrique de l’Ouest. *Journal of Hydrology*, 110, 349–367.
- IPCC. (2021). Summary for policymakers. In V. Masson-Delmotte, P. Zhai, A. Pirani, S. L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M. I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J. B. R. Matthews, T. K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R. Yu, & B. Zhou (Eds.), *Climate change 2021: The physical science basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press.
- Jain, A., & Kumar, A. M. (2007). Hybrid neural network models for hydrologic time series forecasting. *Applied Soft Computing*, 7(2), 585–592. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2006.03.002>
- Jamorska, I., Kubiak-Wójcicka, K., & Krawiec, A. (2019). Dynamics of the status of groundwater in the Polish Lowland: The River Gwda catchment example. *Geologos*, 25, 193–204. <https://doi.org/10.2478/logos-2019-0021>
- Jolliffe, I. (2005). Principal component analysis. In B. S. Everitt & D. C. Howell (Eds.), *Encyclopedia of statistics in behavioral science*. Wiley. <https://doi.org/10.1002/0470013192.bsa501>
- Kadi, D. (1995). *Contribution à l’étude de la sécheresse sur le littoral algérien par le biais du traitement des données pluviométriques et de la simulation* (Thèse de magister). École Nationale Polytechnique d’Alger.
- Karl, T. R., & Koscielny, A. J. (1982). Drought in the United States: 1895–1981. *Journal of Climatology*, 2(4), 313–329. <https://doi.org/10.1002/joc.3370020402>

- Kendall, M., & Stuart, A. (1977). *The advanced theory of statistics* (Vol. 1: Distribution theory, 4th ed.). Macmillan.
- Khaldi, A. (2005). *Impact de la sécheresse sur le régime des écoulements souterrains dans les massifs calcaires de l'Ouest algérien : Monts de Tlemcen–Saïda* (Thèse de doctorat d'État en hydrogéologie). Université des Sciences et de la Technologie d'Oran.
- Khan, S., Gabriel, H. F., & Rana, T. (2008). Standard precipitation index to track drought and assess impact of rainfall on watertables in irrigation areas. *Irrigation and Drainage Systems*, 22, 159–177. <https://doi.org/10.1007/s10795-008-9049-3>
- Khoualdia, W. (2015). *Contribution à l'étude de la variabilité climatique et de son impact sur les ressources hydriques : Cas de l'oued Medjerda (Nord-Est Algérie)* (Thèse de doctorat d'État en hydraulique). Université Badji Mokhtar d'Annaba.
- Khoualdia, W., Djebbar, Y., & Hammar, Y. (2014). Characterization of climate variability: The case of the Medjerda watershed (North-East Algeria). *Revue des Sciences et Technologie, Synthèse*, 29, 6–23.
- Kim, T., & Valdés, J. B. (2003). Nonlinear model for drought forecasting based on a conjunction of wavelet transforms and neural networks. *Journal of Hydrologic Engineering*, 8, 319–328. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(2003\)8:6\(319\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2003)8:6(319))
- Klugman, M. R. (1978). Drought in the upper Midwest, 1931–1969. *Journal of Applied Meteorology*, 17, 1425–1431. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1978\)017<1425:DITUM>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1978)017<1425:DITUM>2.0.CO;2)
- Kohonen, T. (1995). *Self-organizing maps*. Springer-Verlag.
- Kubiak-Wójcicka, K., Owczarek, M., Chlost, I., Olszewska, A., & Nagy, P. (2023). Assessment of meteorological drought trends in a selected coastal basin area in Poland—A case study. *Water*, 15, 2836. <https://doi.org/10.3390/w15152836>
- Lain, M. M. (2005). *Agricultural vulnerability to drought: A comparative study in Morocco and Spain* (Master's thesis). IAMZ-CIHEAM, Zaragoza, Espagne.
- Landeras, G., Ortiz-Barredo, A., & López, J. J. (2009). Forecasting weekly evapotranspiration with ARIMA and artificial neural network models. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 135(3), 323–334. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)ir.1943-4774.0000008](https://doi.org/10.1061/(asce)ir.1943-4774.0000008)

- Lapedes, A., & Farber, R. (1987). *Nonlinear signal processing using neural networks: Prediction and system modelling* (Technical Report No. LA-UR-87-2662; CONF-8706130-4). Los Alamos National Laboratory.
- Lee, A. F. S., & Heghinian, S. M. (1977). A shift of the mean level in a sequence of independent normal random variables: A Bayesian approach. *Technometrics*, 19(4), 503–506. <https://doi.org/10.1080/00401706.1977.10489592>
- Lespinas, F. (2008). *Impacts du changement climatique sur l'hydrologie des fleuves côtiers en région Languedoc-Roussillon* (Thèse de doctorat). Université de Perpignan.
- Lin, F., & Chen, L. H. (2004). A non-linear rainfall–runoff model using radial basis function network. *Journal of Hydrology*, 289, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2003.10.015>
- Liu, C., Yang, C., Yang, Q., & Wang, J. (2021). Spatiotemporal drought analysis by the standardized precipitation index (SPI) and standardized precipitation evapotranspiration index (SPEI) in Sichuan Province, China. *Scientific Reports*, 11, Article 1280. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-80527-3>
- Lloyd-Hughes, B., & Saunders, M. A. (2002). A drought climatology for Europe. *International Journal of Climatology*, 22(13), 1571–1592. <https://doi.org/10.1002/joc.846>
- Lovino, M., García, N. O., & Baethgen, W. (2014). Spatiotemporal analysis of extreme precipitation events in the Northeast region of Argentina (NEA). *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 2, 140–158. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2014.09.001>
- Lubès, H., Masson, M., Servat, E., Paturel, J.-E., Kouamé, B., & Boyer, J.-F. (1994). *Caractérisation de fluctuations dans une série chronologique par application de tests statistiques* (Rapport No 3). Programme ICCARE.
- Malik, A., & Kumar, A. (2015). Pan evaporation simulation based on daily meteorological data using soft computing techniques and multiple linear regression. *Water Resources Management*, 29, 1859–1872. <https://doi.org/10.1007/s11269-015-0915-0>
- Malik, A., Kumar, A., Salih, S. Q., Kim, S., Kim, N. W., Yaseen, Z. M., & Singh, V. P. (2020). Drought index prediction using advanced fuzzy logic model: Regional case study over Kumaon in India. *PLOS ONE*, 15, e0233280. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0233280>
- Malik, A., Kumar, A., Rai, P., & Kuriqi, A. (2021). Prediction of multi-scalar standardized precipitation index by using artificial intelligence and regression models. *Climate*, 9, 28. <https://doi.org/10.3390/cli9020028>

- Matari, A., & Douguedroit, A. (1995). Chronologie des précipitations et des sécheresses dans l'ouest algérien. In *Les stratégies pour le contrôle des sécheresses* (Proc. 9e Conférence régionale afro-asiatique des Irrigations et du Drainage, pp. 266–278). Alger, Algérie.
- Mathbout, S., Lopez-Bustins, J. A., Martin-Vide, J., Bech, J., & Rodrigo, F. S. (2018). Spatial and temporal analysis of drought variability at several time scales in Syria during 1961–2012. *Atmospheric Research*, 200, 153–168. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2017.09.016>
- McKee, T. B., Doesken, N. J., & Kleist, J. (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales. In *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology* (pp. 179–184). Anaheim, CA, USA.
- Meddi, M., & Hubert, P. (2003). Impact de la modification du régime pluviométrique sur les ressources en eau du nord-ouest de l'Algérie. In *Hydrology of the Mediterranean and Semiarid Regions: Proceedings of an International Symposium* (IAHS Publ. No. 278). Montpellier, France.
- Meddi, H., & Meddi, M. (2009). Study of the persistence of drought at the level of seven Algerian plains by use of chain of Markov (1930–2003). *Courrier du Savoir*, 9, 39–48.
- Meddi, M., Assani, A. A., & Meddi, H. (2010). Temporal variability of annual rainfall in the Macta and Tafna catchments, Northwestern Algeria. *Water Resources Management*, 24(14), 3817–3833.
- Meddi, M., & Boucefiane, A. (2013). Climate change impact on groundwater in Cheliff–Zahrez basin (Algeria). *APCBEE Procedia*, 5, 446–450. <https://doi.org/10.1016/j.apcbee.2013.05.077>
- Meddi, M., & Toumi, S. (2013). Study of the interannual rainfall variability in northern Algeria: Étude de la variabilité inter-annuelle des pluies de l'Algérie septentrionale. *Le Journal de l'Eau et de l'Environnement*, 12(23), 40–59.
- Megnounif, A., & Ghenim, A. N. (2013). Influence des fluctuations hydro-pluviométriques sur la production des sédiments : Cas du bassin de la Haute Tafna. *Revue des Sciences de l'Eau*, 26, 53–62. <https://doi.org/10.7202/1014919ar>
- Messis, M. S., Mebarki, A., & Merabti, A. (2024). Mapping of annual and frequency rainfall in the Cheliff catchment area (Northwestern Algeria). *Geomat., Landmanag. Landsc.*, 2, 67–83. <https://doi.org/10.15576/gll/2024.2.05>
- Mianabadi, A., Salari, K., & Pourmohamad, Y. (2022). Drought monitoring using the long-term CHIRPS precipitation over Southeastern Iran. *Applied Water Science*, 12, 183. <https://doi.org/10.1007/s13201-022-01705-4>

- Minea, I., Iosub, M., & Boicu, D. (2022). Multi-scale approach for different type of drought in temperate climatic conditions. *Natural Hazards*, 110, 1153–1177. <https://doi.org/10.1007/s11069-021-04985-2>
- Mishra, A. K., & Desai, V. R. (2005). Drought forecasting using stochastic models. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 19, 326–339. <https://doi.org/10.1007/s00477-005-0238-4>
- Mishra, A. K., & Desai, V. R. (2006). Drought forecasting using feed-forward recursive neural network. *Ecological Modelling*, 198(1–2), 127–138. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2006.04.017>
- Mishra, A. K., & Singh, V. P. (2010). A review of drought concepts. *Journal of Hydrology*, 391(1–2), 202–216. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.07.012>
- Mokssit, A. (1996). La sécheresse dans le climat marocain. In *Atelier sur la prévention et la gestion des situations de sécheresse dans les pays du Maghreb* (pp. 107–124). Juin 1996.
- Montaseri, M., & Amirataee, B. (2017). Comprehensive stochastic assessment of meteorological drought indices. *International Journal of Climatology*, 37, 998–1013. <https://doi.org/10.1002/joc.4755>
- Morid, S., Smakhtin, V., & Moghaddasi, M. (2007). Comparison of seven meteorological indices for drought monitoring in Iran. *International Journal of Climatology*, 26, 971–985. <https://doi.org/10.1002/joc.1264>
- Mostafa-Kara, K. (2013). *État des lieux, bilan et perspectives du défi du changement climatique en Algérie*. Éditions Dahlab. ISBN 9961-61-284-2.
- Mouatadid, S., Raj, N., Deo, R., & Adamowski, J. (2018). Input selection and data-driven model performance optimization to predict the standardized precipitation and evaporation index in a drought-prone region. *Atmospheric Research*. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.05.012>
- Msaaf, M., & Belmajdoub, F. (2015). L'application des réseaux de neurones de type feedforward dans le diagnostic statique. In *Xème Conférence Internationale : Conception et Production Intégrées* (6 p.). HAL. <https://hal.science/hal-01260830>
- Myronidis, D., Fotakis, D., Ioannou, K., & Sgouropoulou, K. (2018). Comparison of ten notable meteorological drought indices on tracking the effect of drought on streamflow. *Hydrological Sciences Journal*, 63, 2005–2019. <https://doi.org/10.1080/02626667.2018.1554285>
- Nalbantis, I., & Tsakiris, G. (2009). Assessment of hydrological drought revisited. *Water Resources Management*, 23, 881–897. <https://doi.org/10.1007/s11269-008-9305-1>

- NDMC. (2008). *National Drought Mitigation Center*, à l'adresse <http://enso.unl.edu/ndmc>
- Obasi, G. O. P. (1994). WMO's role in the International Decade for Natural Disaster Reduction. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 75(9), 1655–1661.
- Ocampo-Marulanda, C., Mera-Franco, J. D., Lizcano, V. A., et al. (2025). Drought propagation in an Andean basin in South America: A spatio-temporal analysis approach with monitoring indices. *Arabian Journal of Geosciences*, 18, 69. <https://doi.org/10.1007/s12517-025-12185-6>
- Organisation météorologique mondiale (OMM). (2006). *Suivi de la sécheresse et alerte précoce : Principes, progrès et enjeux futurs* (OMM n°1006, 26 p.). Genève, Suisse : OMM.
- Organisation météorologique mondiale (OMM). (2012). *Guide d'utilisation de l'indice de précipitations normalisé* (OMM n°1090). Genève, Suisse : OMM.
- Observatoire du Sahara et du Sahel (OSS). (2009). *Vers un système d'alerte précoce à la sécheresse au Maghreb* (Collection Synthèse n°4, 84 p.). Tunis, Tunisie : OSS.
- Palmer, W. C. (1965). *Meteorological drought* (Research Paper No. 45, 58 p.). Washington, D.C., États-Unis : U.S. Department of Commerce, Weather Bureau.
- Parente, J., Amraoui, M., Menezes, I., & Pereira, M. G. (2019). Drought in Portugal: Current regime, comparison of indices and impacts on extreme wildfires. *Science of The Total Environment*, 685, 150–173. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.05.298>
- Park, S., Im, J., Park, H., & Lee, S. (2019). Spatial and temporal variation of drought based on Standardized Precipitation Evapotranspiration Index in South Korea. *Theoretical and Applied Climatology*, 138, 253–265.
- Paulo, A. A., & Pereira, L. S. (2006). Drought concepts and characterization, comparing drought indices applied at local and regional scales. *Water International*, 31(1), 37–49. <https://doi.org/10.1080/02508060608691913>
- Perrodon, A. (1957). *Étude des bassins néogènes sublittoraux de l'Algérie occidentale* (Bull. 12). SCGA, Algérie.
- Pettitt, A. N. (1979). A non-parametric approach to the change-point problem. *Applied Statistics*, 28(2), 126–135. <https://doi.org/10.2307/2346729>

- Pulido-Calvo, I., & Portela, M. M. (2007). Application of neural approaches to one-step daily flow forecasting in Portuguese watersheds. *Journal of Hydrology*, 332, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2006.06.015>
- Quiring, S. M., & Papakryiakou, T. N. (2003). An evaluation of agricultural drought indices for the Canadian Prairies. *Agricultural and Forest Meteorology*, 118, 49–62. [https://doi.org/10.1016/S0168-1923\(03\)00072-8](https://doi.org/10.1016/S0168-1923(03)00072-8)
- Raziei, T., Martins, D., Bordi, I., Santos, J., Portela, M., Pereira, L., & Sutera, A. (2015). SPI modes of drought spatial and temporal variability in Portugal: Comparing observations, PT02 and GPCC gridded datasets. *Water Resources Management*, 29(2), 487–504. <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0690-3>
- Rencher, A. C. (Ed.). (1998). *Multivariate statistical inference and applications*. John Wiley.
- Richman, M. B. (1986). Rotation of principal components. *Journal of Climatology*, 6(3), 293–335.
- Rimkus, E., Stonevicius, E., Kilpys, J., Maciulyte, V., & Valiukas, D. (2017). Drought identification in the eastern Baltic region using NDVI. *Earth System Dynamics*, 8, 627–637. <https://doi.org/10.5194/esd-8-627-2017>
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65, 386.
- Roushangar, K., Ghasempour, R., & Nourani, V. (2022). Spatiotemporal analysis of droughts over different climate regions using hybrid clustering method. *Water Resources Management*, 36(2), 473–488. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-377233/v1>
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning internal representations by error propagation. In D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, & the PDP Research Group (Eds.), *Parallel distributed processing* (Vol. 1, pp. 318–362). MIT Press.
- Sabău, N. C. (2014). Comparative study regarding performance of some free softwares for the calculation of the Standardized Precipitation Index (SPI). *Analele Universității din Oradea, Fascicula: Protecția Mediului*, 23, 779–788.
- Salimi, S., Almuktar, S. A., & Scholz, M. (2021). Impact of climate change on wetland ecosystems: A critical review of experimental wetlands. *Journal of Environmental Management*, 286, 112160. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.112160>

- Santos, J., Pulido-Calvo, I., & Portela, M. (2010). Spatial and temporal variability of droughts in Portugal. *Water Resources Research*, 46(3). <https://doi.org/10.1029/2009WR008071>
- Seiler, R. A., Hayes, M., & Bressan, L. (2002). Using the standardized precipitation index for flood risk monitoring. *International Journal of Climatology*, 22, 1365–1376. <https://doi.org/10.1002/joc.799>
- Sharma, T. C. (1997). Estimation of drought severity on independent and dependent hydrologic series. *Water Resources Management*, 11, 35–49.
- Scheffé, H. (1959). *The analysis of variance* (44 p.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/bimj.19610030206>
- Schwalm, C. R., Anderegg, W. R. L., Michalak, A. M., Fisher, J. B., Biondi, F., Koch, G., Litvak, M., Ogle, K., Shaw, J. D., Wolf, A., et al. (2017). Global patterns of drought recovery. *Nature*, 548, 202–205. <https://doi.org/10.1038/nature23021>
- Seltzer, P. (1946). *Le climat de l'Algérie* (219 p.). Travaux de l'Institut de météorologie et de physique du globe de l'Algérie, hors série. Université d'Alger, La Typo-litho & J. Carbonel.
- Shadeed, S. (2013). Spatio-temporal drought analysis in arid and semi-arid regions: A case study from Palestine. *Arab Journal of Science and Engineering*, 38, 2303–2313. <https://doi.org/10.1007/s13369-012-0504-y>
- Shiri, J., Kisi, Ö., Anderas, G., López, J. J., Nazemi, A. H., & Stuyt, L. C. P. M. (2012). Daily reference evapotranspiration modeling by using genetic programming approach in the Basque Country (Northern Spain). *Journal of Hydrology*, 414, 302–316. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.11.004>
- Simsek, O., Yildiz-Bozkurt, S., & Gumus, V. (2023). Analysis of meteorological drought with different methods in the Black Sea Region, Turkey. *Acta Geophysica*, 72, 1927–1943. <https://doi.org/10.1007/s11600-023-01099-0>
- Sobral, B. S., Oliveira-Júnior, J. F., De Gois, G., Pereira-Júnior, E. R., Terassi, P. M. D. B., Muniz-Júnior, J. G. R., Lyra, G. B., & Zeri, M. (2019). Drought characterization for the state of Rio de Janeiro based on the annual SPI: Trends, statistical tests and its relation with ENSO. *Atmospheric Research*, 220, 141–151. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.01.003>
- Stolc, V., Shmygelska, A., & Griko, Y. (2011). Adaptation of organisms by resonance of RNA transcription with the cellular redox cycle. *PLoS ONE*, 6(9), e25270. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0025270>

- Sullivan, C., & Meigh, J. (2007). Integration of the biophysical and social sciences using an indicator approach: Addressing water problems at different scales. *Water Resources Management*, 21, 111–128. <https://doi.org/10.1007/s11269-006-9044-0>
- Taibi, S., Meddi, M., Mahé, G., & Assani, A. (2017). Relationships between atmospheric circulation indices and rainfall in Northern Algeria and comparison of observed and RCM-generated rainfall. *Theoretical and Applied Climatology*, 127(1–2), 241–257. <https://doi.org/10.1007/s00704-015-1626-4>
- Touaïbia, B. (2004). *Manuel pratique d'hydrologie*. Presses Madani Frères Guerrouaou.
- Trenberth, K. E., Dai, A., Van Der Schrier, G., Jones, P. D., Barichivich, J., Briffa, K. R., & Sheffield, J. (2014). Global warming and changes in drought. *Nature Climate Change*, 4(1), 17–22. <https://doi.org/10.1038/nclimate2067>
- Tsakiris, G., & Vangelis, H. (2005). Establishing a drought index incorporating evapotranspiration. *European Water*, 9/10, 3–11.
- Van Loon, A. F. (2015). Hydrological drought explained. *WIREs Water*, 2, 359–392. <https://doi.org/10.1002/wat2.1085>
- Vicente-Serrano, S. M., González-Hidalgo, J. C., De Luis, M., & Raventós, J. (2004). Drought patterns in the Mediterranean area: The Valencia region (eastern Spain). *Climate Research*, 26, 5–15.
- Vicente-Serrano, S. M. (2006). Differences in spatial patterns of drought on different time scales: An analysis of the Iberian Peninsula. *Water Resources Management*, 20(1), 37–60. <https://doi.org/10.1007/s11269-006-2974-8>
- Wang, W., & Ding, J. (2003). Wavelet network model and its application to the prediction of hydrology. *Nature and Science*, 1(1), 67–71.
- Wilhite, D. A., & Glantz, M. H. (1985). Understanding the drought phenomenon: The role of definitions. *Water International*, 10(3), 111–120.
- Wilhite, D. A. (2000). Drought as a natural hazard: Concepts and definitions. In D. A. Wilhite (Ed.), *Drought: A global assessment* (Vol. 1, pp. 3–18). Routledge.
- Wilhite, D. A., Svoboda, M. D., & Hayes, M. J. (2007). Understanding the complex impacts of drought: A key to enhancing drought mitigation and preparedness. *Water Resources Management*, 21, 763–774. <https://doi.org/10.1007/s11269-006-9076-5>

- Wira, P. (2009). *Réseaux de neurones artificiels : Architectures et applications*. Cours en ligne, Université de Haute-Alsace.
- Wu, H., Hayes, M. J., Weiss, A., & Hu, Q. (2001). An evaluation of the standardized precipitation index, the China-Z index and the statistical Z-score. *International Journal of Climatology*, *21*, 745–758. <https://doi.org/10.1002/joc.658>
- Wu, Z. Y., Lu, G. H., Wen, L., & Lin, C. A. (2011). Reconstructing and analyzing China's fifty-nine-year (1951–2009) drought history using hydrological model simulation. *Hydrology and Earth System Sciences*, *15*, 2881–2894. <https://doi.org/10.5194/hess-15-2881-2011>
- Yang, B. D. S., Park, S. K., & Lee, J. H. (2003). A prediction on mix proportion factor and strength of concrete using neural network. *KSCE Journal of Civil Engineering*, *7*(5), 525–536. <https://doi.org/10.1007/BF02838318>
- Zamoum, S., & Souag-Gamane, D. (2019). Monthly streamflow estimation in ungauged catchments of northern Algeria using regionalization of conceptual model parameters. *Arabian Journal of Geosciences*, *12*(11), 342. <https://doi.org/10.1007/s12517-019-4487-9>
- Zarei, A. R., Shabani, A., & Moghimi, M. M. (2021). Accuracy assessment of the SPEI, RDI and SPI drought indices in regions of Iran with different climate conditions. *Pure and Applied Geophysics*, *178*, 1387–1403. <https://doi.org/10.1007/s00024-021-02704-3>
- Zeleňáková, M., Abd Elhamid, H., Sořáková, T., et al. (2025). Assessment of meteorological and hydrological droughts in the eastern Slovakia using SPI and SSI indices. *Modeling Earth Systems and Environment*, *11*, 253. <https://doi.org/10.1007/s40808-025-02423-x>
- Zeroual, A., Meddi, M., & Bensaad, S. (2013). The impact of climate change on river flow in arid and semi-arid rivers in Algeria. In *Climate and Land-surface Changes in Hydrology* (Proceedings of H01, IAHS-IAPSO-IASPEI Assembly, Gothenburg, Sweden, IAHS Publications 359, pp. 105–110).
- Zeroual, A., Assani, A. K., & Meddi, M. (2017). Combined analysis of temperature and rainfall variability as they relate to climate indices in Northern Algeria over the 1972–2013 period. *Hydrology Research*, *48*, 584–595. <https://doi.org/10.2166/nh.2016.244>

ANNEXES

Tableau 1 : Paramètres statistiques des séries pluviométriques mensuelles (1970/71 – 2009/10)

Station	Par.	Sept	Oct	Nov	Dec	Jan	Fév	Mars	Avril	Mai	Juin	Juil	Aout	Station	Par.	Sept	Oct	Nov	Dec	Jan	Fév	Mars	Avril	Mai	Juin	Juil	Aout		
S1 011301	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	S10 011601	Min	0,0	0,3	0,0	10,2	5,1	0,0	0,6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0		
	Max	85,5	104,5	77,0	102,8	332,1	101,6	250,0	92,9	111,6	43,8	23,5	90,0		Max	85,9	89,7	110,1	108,5	114,4	126,7	116,6	84,4	120,9	68,9	17,5	38,0		
	Moy	23,1	30,1	27,0	33,6	46,2	30,4	35,4	28,9	28,1	9,7	3,4	7,9		Moy	19,7	28,3	36,5	45,9	44,4	46,9	41,5	35,7	27,4	8,7	2,5	4,4		
	σ	21,6	25,2	19,9	23,3	57,7	23,4	44,2	22,7	25,5	11,6	6,0	14,8		σ	17,7	23,0	26,4	22,7	25,5	37,5	27,9	23,4	26,1	14,0	3,8	8,4		
	CV (%)	93,5	83,9	73,7	69,2	125,0	76,9	124,7	78,8	90,7	119,3	174,4	188,1		CV (%)	89,9	81,2	72,4	49,4	57,5	80,0	67,3	65,6	95,3	160,1	151,6	188,9		
S2 011302	Min	0,0	0,0	0,0	5,5	0,0	2,1	3,0	4,5	0,0	0,0	0,0	0,0	S11 011603	Min	4,0	0,0	0,0	2,6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	Max	143,5	138,0	127,5	168,1	215,5	199,4	207,1	122,4	123,0	35,7	69,4	26,7		Max	125,9	109,1	124,2	154,5	253,9	138,4	172,9	90,5	119,1	50,3	33,9	55,2		
	Moy	35,2	48,2	57,1	66,9	74,3	68,1	64,0	49,1	41,1	10,7	5,5	7,3		Moy	30,8	36,9	45,7	54,0	66,0	50,8	51,1	38,8	31,9	10,5	4,3	7,8		
	σ	29,8	38,1	33,6	41,0	57,5	51,8	50,0	28,3	33,6	11,3	12,0	8,1		σ	26,4	31,3	32,5	35,9	60,0	37,3	43,2	25,6	29,1	12,8	8,3	11,8		
	CV (%)	84,6	79,1	58,9	61,2	77,3	76,1	78,1	57,7	81,8	105,8	219,3	111,1		CV (%)	85,7	84,9	71,1	66,4	90,9	73,4	84,7	66,1	91,2	121,8	191,7	151,3		
S3 011404	Min	0,0	0,0	0,0	2,4	0,0	0,0	2,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	S12 011604	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
	Max	92,5	119,0	150,5	226,0	197,2	199,7	221,5	111,4	125,0	102,8	30,0	53,0		Max	84,3	120,0	106,0	226,0	126,0	125,0	135,0	115,0	149,7	63,6	49,0	42,0		
	Moy	28,0	44,1	62,4	73,8	67,6	64,5	54,6	54,2	39,9	13,7	3,7	9,8		Moy	19,7	29,4	31,7	43,1	42,5	38,1	37,2	37,5	33,5	8,3	3,5	4,4		
	σ	24,7	35,2	41,7	56,0	50,6	47,4	48,8	33,4	31,2	20,1	7,4	13,7		σ	19,0	29,0	27,5	41,7	37,3	31,2	34,9	32,4	35,3	13,9	9,5	10,2		
	CV%	88,4	79,7	66,7	75,8	74,8	73,5	89,4	61,7	78,3	146,6	198,3	138,9		CV%	96,3	98,7	86,9	96,9	87,6	81,8	93,9	86,4	105,4	167,0	271,1	230,2		
S4 011405	Min	0,0	2,0	0,8	0,3	0,0	0,0	1,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	S13 011605	Min	0,0	0,7	0,0	3,6	0,0	0,0	1,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0		
	Max	91,0	141,7	174,9	169,5	204,4	164,7	178,6	118,6	122,4	61,0	52,3	34,5		Max	145,6	139,3	159,4	203,5	239,5	211,4	257,4	154,3	143,5	64,3	58,9	41,4		
	Moy	25,6	38,3	54,3	65,3	63,4	58,8	54,3	43,3	33,2	10,1	5,0	5,5		Moy	29,2	48,3	62,5	67,2	73,3	70,5	66,0	53,1	35,6	13,0	5,9	11,3		
	σ	21,3	32,4	39,4	40,0	50,8	40,9	41,6	26,3	27,8	13,9	10,0	8,2		σ	28,4	38,7	40,0	43,9	56,8	52,8	55,5	32,7	29,2	16,1	12,1	10,3		
	CV (%)	83,4	84,6	72,5	61,3	80,1	69,5	76,6	60,8	84,0	137,5	201,1	149,3		CV (%)	97,0	80,1	63,9	63,9	77,6	74,8	84,1	61,7	82,0	124,0	205,8	91,7		
S5 011407	Min	0,0	1,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,8	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	S14 011606	Min	0,0	0,4	0,0	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0		
	Max	108,3	107,7	169,8	190,9	220,4	203,0	240,5	170,7	151,4	51,5	78,3	28,3		Max	84,7	153,9	114,7	164,1	171,7	161,6	127,7	91,0	130,0	47,7	37,4	44,7		
	Moy	25,5	39,9	57,3	71,8	69,2	55,8	59,6	54,5	39,6	8,4	4,3	4,2		Moy	22,1	38,8	43,3	49,3	54,9	51,9	51,2	39,9	33,6	9,3	4,8	5,8		
	σ	24,7	31,5	45,9	49,8	61,3	46,3	55,5	42,1	38,6	11,4	13,1	6,8		σ	17,8	34,6	30,4	34,2	42,7	41,1	37,1	26,9	29,7	11,8	9,6	9,0		
	CV (%)	97,0	78,8	80,0	69,4	88,7	83,0	93,1	77,3	97,4	135,7	307,0	159,4		CV (%)	80,3	89,1	70,3	69,3	77,7	79,2	72,5	67,4	88,6	126,8	201,3	155,5		
S6 011509	Min	0,0	4,4	4,4	3,4	0,0	0,0	1,3	7,0	0,0	0,0	0,0	0,0	S15 011607	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,2	0,0	0,0	0,0	0,0
	Max	81,0	173,3	225,6	234,5	240,6	220,0	339,8	164,5	184,9	34,5	46,3	25,2		Max	147,7	219,8	141,9	140,4	310,6	227,5	156,3	174,4	135,0	48,3	33,3	53,6		
	Moy	31,5	49,6	80,4	94,9	90,2	83,0	82,2	66,8	48,2	9,4	4,8	5,4		Moy	26,6	40,9	51,7	53,0	64,2	62,3	58,3	46,5	31,1	10,3	3,3	5,4		
	σ	20,3	40,5	52,0	53,8	65,6	62,5	76,9	41,4	42,6	9,7	9,1	6,7		σ	30,7	44,2	37,9	36,3	63,2	49,4	42,6	36,9	30,4	13,0	7,4	10,1		
	CV%	64,4	81,6	64,7	56,7	72,8	75,3	93,6	62,0	88,3	103,5	189,3	123,5		CV%	115,6	108,0	73,3	68,5	98,5	79,3	73,1	79,3	97,7	125,8	223,0	188,9		
S7 011510	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	7,0	0,0	0,0	0,0	0,0	S16 011609	Min	1,0	0,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,8	1,9	0,0	0,0	0,0
	Max	88,9	126,1	220,8	156,6	166,8	160,3	152,3	164,5	135,0	66,2	22,4	64,1		Max	95,5	86,1	124,4	147,1	161,2	116,5	185,9	83,0	117,2	49,2	36,8	42,7		
	Moy	23,7	38,4	50,6	51,6	58,0	53,4	54,1	66,8	31,1	9,1	1,8	5,8		Moy	25,2	37,5	43,4	54,2	52,2	50,2	57,8	35,8	36,2	9,2	3,4	7,6		
	σ	22,8	33,4	42,4	37,8	44,9	42,6	39,4	41,4	30,4	14,4	5,0	11,4		σ	20,4	26,2	29,2	33,5	42,6	28,9	41,6	22,3	28,9	10,0	7,1	9,5		
	CV (%)	96,3	87,0	83,7	73,2	77,4	72,8	62,0	97,9	158,1	279,9	196,3																	
S8 011512	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	S17 011702	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,8	0,0	0,0	0,0	0,0
	Max	105,3	111,2	147,3	198,5	173,0	205,0	132,1	116,1	136,8	48,0	33,5	26,0		Max	82,7	159,8	160,1	185,0	151,5	153,6	149,3	132,3	106,9	91,6	17,2	31,0		
	Moy	22,4	36,0	52,0	62,5	60,6	61,1	51,8	41,6	27,6	7,3	2,5	3,8		Moy	19,1	32,8	55,9	62,8	60,3	58,7	56,2	42,1	27,0	9,2	1,2	3,8		
	σ	20,1	31,5	32,2	37,3	44,2	48,1	34,4	30,4	27,6	11,3	6,3	6,4		σ	19,4	32,7	36,8	40,2	42,0	42,5	39,8	32,0	25,6	16,3	3,3	7,1		
	CV (%)	89,6	87,5	61,9	59,7	72,9	78,7	66,4	72,9	99,8	153,2	247,6	169,6		CV (%)	101,5	99,9	65,8	64,0	69,7	72,5	70,8	76,2	94,8	176,2	289,2	184,9		
S9 011514	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,9	1,3	0,6	0,6	0,0	0,0	0,0	0,0	S18 011703	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0		
	Max	94,3	128,4	157,1	186,0	204,2	141,6	180,5	117,1	149,5	95,4	11,4	33,6		Max	84,8	246,2	176,0	200,7	299,0	244,8	225,0	124,5	149,6	37,8	34,2	40,5		
	Moy	20,7	34,9	54,2	67,4	69,2	59,1	52,9	42,3	33,9	14,8	1,1	5,0		Moy	18,0	33,9	42,9	45,9	54,2	53,3	51,5	38,3	28,2	6,0	3,2	5,2		
	σ	20,2	29,6	38,1	39,7	50,1	41,2	39,9	28,0	32,6	21,0	2,3	9,6		σ	19,9	47,6	39,0	37,9	56,1	52,3	46,5	30,6	31,2	8,9	7,8	8,3		
	CV%	97,6	84,7	70,2	58,9	72,3	69,6	75,5	66,2	96,1	141,8	214,7	192,5		CV%	110,8	140,4	90,9	82,6	103,5	98,2	90,3	79,7	110,5	148,2	241,7	159,4		
Station	Par.	Sept	Oct	Nov	Dec	Jan	Fév	Mars	Avril	Mai	Juin	Juil																	

S19 011706	Min	0,0	1,6	0,0	0,6	0,8	0,0	1,2	0,0	0,2	0,0	0,0	0,0	S29	Min	0,0	0,0	0,0	1,8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	
	Max	112,0	144,5	141,4	166,8	187,5	159,7	132,0	105,5	88,4	39,3	44,9	35,7	011903	Max	83,7	150,7	159,1	161,6	173,0	173,0	163,1	116,5	158,4	61,5	28,5	54,4
	Moy	23,8	35,0	53,0	56,9	58,6	58,9	52,1	41,3	27,4	9,6	3,0	4,8		Moy	23,5	38,5	51,1	52,9	59,2	58,9	56,6	47,0	37,2	11,7	3,7	7,5
	σ	23,9	30,9	34,6	35,1	43,3	44,1	34,5	28,3	22,8	11,4	8,1	7,7		σ	20,1	34,0	34,7	31,2	42,6	41,5	41,8	34,9	34,1	15,2	7,5	12,2
	CV%	100,2	88,2	65,4	61,8	73,8	74,7	66,3	68,4	83,2	118,0	267,6	162,2		CV (%)	85,4	88,4	68,0	59,1	72,0	70,6	73,8	74,3	91,6	130,3	203,0	163,3
S20 011711	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	S30	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,4	0,0	0,0	0,0	0,0
	Max	68,7	123,9	131,7	160,2	158,6	147,9	148,3	80,2	101,4	47,8	31,3	63,0	011904	Max	79,8	152,0	137,9	117,7	152,5	151,0	119,7	113,7	109,5	70,9	14,3	26,2
	Moy	18,1	33,4	52,8	53,3	54,3	53,1	53,7	37,7	24,4	8,3	2,7	5,6		Moy	15,0	30,3	47,2	46,4	47,2	48,1	43,2	35,9	27,5	8,3	1,1	2,8
	σ	15,7	30,5	32,5	32,3	37,7	39,7	37,0	24,5	22,9	11,0	6,4	11,3		σ	18,8	30,3	34,2	28,2	35,0	36,5	28,5	26,5	26,4	14,3	3,1	6,1
	CV (%)	87,1	91,3	61,6	60,6	69,4	74,8	68,9	65,0	93,7	132,2	240,3	201,9		CV (%)	125,0	100,3	72,5	60,7	74,2	75,9	65,9	73,8	96,1	171,9	294,1	213,6
S21 011715	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	S31	Min	0,0	0,0	0,0	0,7	0,0	0,0	0,0	1,9	0,0	0,0	0,0	0,0
	Max	108,8	131,6	101,2	109,9	165,5	132,3	148,3	100,9	100,1	31,0	21,1	47,0	011906	Max	81,4	123,9	122,5	106,7	133,3	149,1	90,6	118,7	95,6	47,5	10,9	33,1
	Moy	18,9	34,9	41,4	47,5	51,8	51,0	53,7	38,6	25,3	6,7	2,0	4,9		Moy	16,6	29,5	44,2	44,2	45,4	47,4	40,6	38,2	25,6	7,8	0,8	4,7
	σ	22,2	36,0	28,1	27,9	40,5	36,3	37,0	28,6	23,7	8,6	4,8	8,9		σ	17,3	26,7	30,9	26,3	31,1	35,9	25,7	29,2	23,0	10,9	2,1	7,2
	CV%	117,3	103,0	67,8	58,9	78,1	71,1	68,9	74,1	93,9	127,9	242,2	180,7		CV (%)	104,5	90,6	69,9	59,4	68,4	75,7	63,2	76,5	89,8	138,6	272,4	153,4
S22 011717	Min	0,0	1,4	0,0	0,0	1,2	0,0	1,2	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	S32	Min	0,0	0,0	0,0	0,3	0,0	0,0	0,0	1,9	0,0	0,0	0,0	0,0
	Max	94,9	119,8	141,0	171,9	175,3	155,2	151,3	102,7	100,8	56,6	41,3	40,2	012001	Max	81,4	131,7	143,3	109,9	142,1	161,5	105,3	118,7	105,5	57,6	16,5	28,6
	Moy	23,4	37,1	53,0	58,8	61,4	58,2	54,5	39,6	28,8	10,8	3,1	5,7		Moy	15,7	27,9	49,9	48,8	51,2	52,2	43,1	38,2	28,2	9,0	1,4	1,9
	σ	19,9	32,8	31,5	35,8	43,2	42,1	37,1	27,1	24,9	13,2	7,3	8,3		σ	19,0	27,8	34,8	28,4	36,0	42,0	28,3	29,2	26,3	14,6	3,6	5,5
	CV (%)	84,9	88,2	59,5	60,9	70,4	72,3	68,1	68,5	86,5	122,0	234,9	144,3		CV (%)	120,6	99,8	69,8	58,1	70,4	80,6	65,8	76,5	93,2	163,1	254,9	287,0
S23 011718	Min	0,0	0,0	0,0	3,9	2,5	0,0	0,6	1,0	0,4	0,0	0,0	0,0	S33	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	1,6	0,0	0,0	0,0
	Max	115,5	111,2	118,0	130,1	142,9	136,1	129,2	100,0	102,3	77,2	25,5	54,2	012004	Max	78,9	141,6	124,1	112,4	170,8	146,7	98,2	122,7	123,3	54,3	18,6	28,8
	Moy	23,9	29,8	43,5	48,6	50,9	54,3	49,0	36,7	25,5	12,3	2,3	6,2		Moy	16,3	30,9	48,1	46,9	51,1	49,3	42,5	35,5	35,8	6,8	1,9	3,5
	σ	23,2	26,3	29,3	27,6	35,7	39,9	32,6	25,5	22,4	16,7	5,2	10,0		σ	17,3	30,9	33,2	26,7	38,1	38,0	27,6	31,2	27,9	11,2	4,1	6,4
	CV (%)	96,7	88,5	67,2	56,7	70,2	73,4	66,6	69,5	87,5	135,7	225,1	161,8		CV%	105,6	100,2	69,0	57,0	74,5	77,1	64,9	87,8	77,8	165,7	218,8	182,5
S24 011801	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	S34	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	2,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	Max	104,2	157,9	154,6	184,3	230,2	183,9	180,4	118,1	132,5	54,4	11,7	35,7	012007	Max	88,2	137,3	123,9	132,6	166,9	120,6	114,6	121,4	108,5	30,1	9,9	24,1
	Moy	21,4	37,6	64,4	73,5	75,5	69,8	66,1	45,9	32,2	8,8	1,6	4,8		Moy	16,9	31,4	47,5	48,6	48,9	48,1	43,4	38,2	27,7	6,4	0,9	2,9
	σ	22,2	34,4	39,9	44,9	52,4	49,8	45,4	31,7	30,8	12,0	3,3	8,1		σ	20,2	27,3	33,9	34,3	36,9	35,4	31,6	29,5	25,8	8,2	2,1	4,8
	CV%	103,6	91,7	62,0	61,1	69,4	71,3	68,8	69,0	95,6	137,0	203,3	167,9		CV (%)	119,8	87,0	71,4	70,5	75,6	73,5	72,8	77,2	93,3	129,2	234,4	166,4
S25 011803	Min	0,0	1,6	0,7	1,7	2,1	0,0	1,6	0,6	0,0	0,0	0,0	0,0	S35	Min	0,0	0,0	0,0	1,5	1,1	0,0	0,6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	Max	96,4	201,9	211,9	282,6	297,4	269,7	318,1	175,2	124,8	48,0	14,3	53,8	012108	Max	82,4	137,1	137,0	164,7	196,6	137,4	116,1	156,0	109,1	34,7	47,0	40,9
	Moy	25,3	53,3	81,0	90,0	108,1	87,7	90,0	59,8	42,3	10,3	2,3	5,4		Moy	17,7	29,4	48,9	50,9	53,8	53,0	47,8	43,4	30,7	7,5	2,6	5,0
	σ	20,7	49,0	50,7	56,2	79,4	69,0	69,3	43,5	37,8	13,4	4,2	10,3		σ	17,6	29,5	32,2	34,9	43,6	37,8	34,3	36,5	31,1	9,1	7,8	8,7
	CV (%)	82,1	92,1	62,6	62,4	73,4	78,6	77,0	72,8	89,3	129,9	185,0	190,2		CV (%)	99,3	100,5	65,9	68,7	81,0	71,4	71,8	84,2	101,4	121,3	298,6	172,7
S26 011804	Min	0,0	0,0	0,0	2,0	0,0	0,0	0,0	4,3	0,0	0,0	0,0	0,0	S36	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	1,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	Max	122,3	163,0	144,0	175,3	171,1	182,0	123,1	130,0	127,7	53,4	26,5	32,3	012120	Max	91,8	120,8	151,9	142,0	148,9	125,1	95,6	92,8	102,5	20,0	13,6	60,2
	Moy	20,5	34,6	55,4	59,2	62,9	60,9	54,8	44,0	33,1	9,5	1,6	4,7		Moy	21,3	28,8	43,9	49,3	46,8	48,1	37,2	35,0	29,4	5,5	0,9	7,2
	σ	25,2	32,9	37,0	36,3	43,7	44,9	32,3	32,1	30,3	12,7	4,7	7,4		σ	22,1	27,0	33,8	36,0	34,4	37,1	27,3	24,5	28,2	5,9	2,5	10,7
	CV (%)	122,6	95,1	66,8	61,2	69,6	73,7	59,1	72,9	91,4	133,1	292,5	159,3		CV%	104,1	93,6	77,1	73,1	73,6	77,0	73,2	70,0	95,8	107,5	274,6	147,6
S27 011806	Min	0,0	0,0	0,0	0,0	1,4	0,0	1,6	1,9	0,0	0,0	0,0	0,0	S37	Min	0,0	0,3	0,0	1,8	0,0	0,0	0,0	1,2	0,0	0,0	0,0	0,0
	Max	110,8	162,6	211,6	221,8	275,5	290,0	323,4	165,1	144,2	33,3	15,4	42,0	012201	Max	85,2	120,6	134,4	167,6	159,9	164,5	116,4	135,8	111,5	27,9	8,7	11,6
	Moy	23,6	47,2	81,2	92,1	80,9	83,4	76,4	52,8	38,9	8,8	1,5	5,7		Moy	17,8	33,7	46,2	54,4	50,0	49,1	39,5	37,6	27,3	5,5	1,5	1,7
	σ	23,4	45,1	51,7	52,7	59,4	67,0	66,5	37,9	39,3	10,1	3,2	8,9		σ	18,6	28,7	33,5	36,9	35,8	38,1	29,2	32,4	25,2	7,1	2,6	2,9
	CV%	98,8	95,6	63,6	57,2	73,4	80,3	87,0	71,8	100,9	114,1	205,8	154,9		CV (%)	104,2	85,1	72,5	67,9	71,5	77,7	73,9	86,2	92,2	130,6	169,4	168,6
S28 011901	Min	0,0	0,0	0,0	0,6	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	S38	Min	0,0	0,0	0,0	1,3	3,0	0,0	0,5	1,4	0,0	0,0	0,0	0,0
	Max	94,7	111,1	105,1	102,4	139,1	128,6	130,8	89,1	121,2	24,9	9,3	40,9	012203	Max	69,6	131,9	153,6	147,5	175,2	171,2	124,5	136,8	112,1	24,4	11,7	50,4
	Moy	17,8	26,8	34,2	38,1	38,2	42,0	37,8	32,9	24,5	7,4	1,5	5,9		Moy	17,6	34,8	53,8	58,2	58,6	57,6	45,7	39,5	33,3	5,8	1,5	4,1
	σ	17,9	26,5	24,0	24,7	31,1	30,9	28,7	24,9	24,5	7,6	2,4	9,7		σ	19,7	30,2	38,0	36,6	37,8	44,4	31,4	31,4	29,7	7,9	3,2	9,5
	CV (%)	101,0	99,1	70,2	64,9	81,5	73,6	75,9	75,5	100,3	103,5	157,3	164,2		CV (%)	111,9	86,6	70,7	62,8	64,6	77,0	68,7	79,5	89,0	136,5	217,5	232,6
Station	Par.	Sept	Oct																								

Tableau 2 : Pourcentage des régimes saisonniers des stations retenues (1970/71 - 2009/10).

S1	HAPE 32,5	PHAE 20,0	AHPE 12,5	PAHE 12,5	HPAE 10,0	APHE 7,5	HPEA 5,0			
S2	HPAE 35,0	HAPE 25,0	AHPE 15,0	PHAE 12,5	PAHE 5,0	APHE 5,0	HPEA 2,5			
S3	HAPE 35,0	HPAE 25,0	PHAE 17,5	PAHE 10,0	AHPE 7,5	APHE 5,0				
S4	HAPE 37,5	HPAE 20,0	PHAE 15,0	PAHE 10,0	APHE 5,0	HPEA 5,0	PAEH 2,5	AHPE 2,5	PHEA 2,5	
S5	HAPE 32,5	HPAE 30,0	PHAE 12,5	PAHE 10,0	AHPE 7,5	PAEH 5,0	APHE 2,5			
S6	HPAE 35,0	HAPE 32,5	PHAE 12,5	PAHE 10,0	AHPE 5,0	APHE 5,0				
S7	HPAE 25,0	PHAE 22,5	HAPE 22,5	PAHE 12,5	AHPE 5,0	APHE 5,0	HPEA 2,5	PHEA 2,5	PEHA 2,5	
S8	HAPE 35	HPAE 27,5	PHAE 12,5	AHPE 10,0	PAHE 5,0	APHE 5,0	HAEP 2,5	HPEA 2,5		
S9	HPAE 32,5	PHAE 20,0	HAPE 20,0	PAHE 10,0	AHPE 7,5	HPEA 5,0	HAEP 2,5	APHE 2,5		
S10	HPAE 30,0	PHAE 22,5	PHAE 20,0	AHPE 7,5	APHE 7,5	PAHE 5,0	HPEA 5,0	HAEP 2,5		
S11	HPAE 32,5	HAPE 30,0	PHAE 12,5	AHPE 7,5	APHE 7,5	PAHE 5,0	HPEA 5,0			
S12	PHAE 35,0	HAPE 25,0	HPAE 15,0	PAHE 7,5	AHPE 7,5	HPEA 5,0	PHEA 2,5	APHE 2,5		
S13	HPAE 22,5	PHAE 20,0	HAPE 20,0	APHE 15,0	AHPE 12,5	PAHE 5,0	HPEA 2,5	HAEP 2,5		
S14	HPAE 37,5	HAPE 22,5	PHAE 17,5	APHE 0,0	PAHE 7,5	AHPE 2,5	HPEA 2,5			
S15	HPAE 22,5	HAPE 22,5	PHAE 20,0	PAHE 15,0	APHE 7,5	PHEA 5,0	AHPE 2,5	HPEA 2,5	HAEP 2,5	
S16	HPAE 30,0	HAPE 22,5	PAHE 17,5	PHAE 15,0	AHPE 7,5	HAEP 2,5	HPEA 2,5	PHEA 2,5		
S17	HAPE 35,0	HPAE 25,0	PHAE 20,0	AHPE 7,5	APHE 7,5	AEPH 2,5	PAHE 2,5			
S18	HPAE 27,5	HAPE 22,5	PHAE 15,0	PHEA 10,0	PAHE 7,5	APHE 7,5	AHPE 7,5	HAEP 2,5		
S19	HAPE 35,0	HPAE 22,5	PHAE 15,0	APHE 10,0	AHPE 7,5	PAHE 2,5	HAEP 2,5	HPEA 2,5	PHEA 2,5	
S20	HPAE 32,5	HAPE 25,0	PHAE 12,5	PAHE 7,5	AHPE 7,5	APHE 7,5	PHEA 5,0	HAEP 2,5		
S21	HPAE 25,0	PHAE 22,5	HAPE 22,5	PAHE 10,0	AHPE 7,5	PHEA 5,0	APHE 5,0	HAEP 2,5		
S22	HAPE 35,0	HPAE 27,5	PHAE 12,5	APHE 10,0	AHPE 7,5	PAHE 5,0	HPEA 2,5			
S23	HPAE 30,0	HAPE 27,5	PHAE 17,5	PAHE 7,5	AHPE 5,0	AHPE 5,0	PHEA 5,0	HPEA 2,5		
S24	HPAE 37,5	HAPE 32,5	PHAE 15,0	PAHE 5,0	AHPE 5,0	APHE 5,0				
S25	HPAE 32,5	HAPE 32,5	PHAE 17,5	APHE 7,5	PAHE 5,0	AHPE 5,0				
S26	HPAE 30	HAPE 27,5	PHAE 22,5	AHPE 7,5	PAHE 5,0	APHE 5,0	PHEA 2,5			
S27	HAPE 32,5	HPAE 27,5	PHAE 15	AHPE 12,5	PAHE 5,0	APHE 5,0	HPEA 2,5			
S28	HPAE 25,0	HAPE 20,0	PHAE 20,0	PAHE 12,5	AHPE 10,0	APHE 7,5	HAEP 2,5	PHEA 2,5		
S29	HPAE 35,0	PHAE 22,5	HAPE 12,5	AHPE 10,0	PAHE 7,5	APHE 5,0	PHEA 2,5	HAEP 2,5	APEH 2,5	
S30	HPAE 35,0	HAPE 22,5	PHAE 15,0	PAHE 15,0	AHPE 7,5	APHE 5,0				
S31	HAPE 30,0	HPAE 27,5	PHAE 17,5	PAHE 2,5	APHE 7,5	AHPE 5,0				

S32	HAPE 32.5	HPAE 30.0	PAHE 15.0	PHAE 12.5	AHPE 7.5	APHE 2.5				
S33	HAPE 30.0	PHAE 25.0	HPAE 15.0	PAHE 12.5	AHPE 12.5	HPEA 2.5	APHE 2.5			
S34	PHAE 27.5	HPAE 25.0	HAPE 22.5	AHPE 12.5	PAHE 10.0	APHE 2.5				
S35	HPAE 37.5	HAPE 17.5	PAHE 15.0	PHAE 12.5	AHPE 7.5	APHE 5.0	PHEA 5.0			
S36	HPAE 40.0	HAPE 30.0	PHAE 10	PAHE 7.5	APHE 5.0	AHPE 5.0	APEH 2.5			
S37	HAPE 35.0	HPAE 32.5	PHAE 15	AHPE 7.5	APHE 7.5	PAHE 2.5				
S38	HPAE 32.5	HAPE 25.0	PHAE 17.5	APHE 12.5	AHPE 7.5	PAHE 2.5	HPEA 2.5			
S39	HPAE 32.5	HAPE 30.0	PHAE 20.0	AHPE 7.5	PAHE 5.0	APHE 5.0				
S40	HAPE 25.0	HPAE 22.5	PHAE 22.5	AHPE 17.5	APHE 7.5	PAHE 5.0				
S41	HAPE 25.0	HPAE 22.5	PAHE 20.0	AHPE 5.0	APHE 10.0	PAHE 7.5				
S42	HAPE 35.0	HPAE 30.0	AHPE 12.5	PHAE 12.5	APHE 7.5	PAHE 2.5				
S43	HPAE 30.0	PHAE 25.0	HAPE 15.0	AHPE 12.5	APHE 12.5	PAHE 5.0				
S44	HAPE 42.5	HPAE 25.0	AHPE 10.0	APHE 10.0	PHAE 7.5	PAHE 5.0				
S45	HAPE 27.5	HPAE 22.5	AHPE 17.5	PHAE 15.0	PAHE 10.0	APHE 7.5				
S46	HPAE 42.5	HAPE 35.0	PAHE 10.0	APHE 5.0	AHPE 5.0	PHAE 2.5				
S47	HAPE 27.5	HPAE 25.0	PHAE 20.0	APHE 10.0	PAHE 10.0	AHPE 5.0	APEH 2.5			
S48	HPAE 42.5	PHAE 15.0	HAPE 15.0	PAHE 10.0	AHPE 10.0	APHE 7.5				
S49	HPAE 27.5	HAPE 17.5	PHAE 17.5	PAHE 10.0	AHPE 10.0	APHE 7.5	PHEA 5.0	HPEA 2.5	HAEP 2.5	
S50	HPAE 35.0	PHAE 22.5	HAPE 20.0	APHE 12.5	PAHE 7.5	AHPE 2.5				

Tableau 3 : Résultats des tests statistiques et les années de ruptures dans les stations de référence (1970/71 - 2009/10).

N° station	Test de Buishand	Test de Pettitt	Moyenne avant la rupture	Moyenne après la rupture	Rapport entre les deux Moy. (%)	Test de Lee et Heghinian	Moyenne avant la rupture	Moyenne après la rupture	Rapport entre les deux Moy. (%)	Test de Hubert	Moyenne avant la rupture	Moyenne après la rupture	Rapport entre les deux Moy. (%)
S1	Non	Non	/	/	/	1970	811,3	290,87	-64,1	1970	811,3	290,87	-64,1
S2	Non	Non	/	/	/	/	/	/	/	Non	/	/	/
S3	Non	Non	/	/	/	1973	699,3	508,6	-27,3	1973	699,3	508,6	-27,3
S4	Non	Non	/	/	/	1975	544,8	441,5	-19	Non	/	/	/
S5	Non	Non	/	/	/	1973	714,8	465,2	-34,9	1975	667,2	380,2	-43
										1993	380,2	547,5	44
S6	Non	Non	/	/	/	1975	811,3	617,2	-23,9	1975	811,3	617,2	-23,9
S7	Oui	1982	529,1	403,7	-23,7	1980	540,7	387,9	-28,3	1980	540,7	387,9	-28,3
S8	Oui	1980	523,6	393,6	-24,8	1980	523,6	393,6	-24,8	1980	523,6	393,6	-24,8
S9	Oui	1980	555,9	417,4	-24,9	1979	563,3	419,6	-25,5	1979	563,3	419,6	-25,5
S10	Oui	1980	414,1	314,6	-24	1979	420,6	315,7	-24,9	1979	420,6	315,7	-24,9
S11	Non	Non	/	/	/	2005	438,9	335,2	-23,6	Non	/	/	/
S12	Non	Non	/	/	/	1972	506	314,8	-38,8	Non	/	/	/
S13	Non	Non	/	/	/	1970	183,2	544,9	197	1970	183,2	544,9	197
S14	Oui	1980	496,4	363,8	-26,7	1980	496,4	363,8	-26,7	1980	496,4	363,8	-26,7
S15	Non	Non	/	/	/	1973	694,4	426,9	-38,5	1970	289,4	924,1	219,3
										1972	924,1	432,7	-53,2
S16	Non	1979	480,8	389,9	-18,9	1979	480,8	389,9	-18,9	1979	480,8	389,9	-18,9
S17	Oui	1986	499,9	376,5	-24,7	1986	499,9	376,5	-24,7	1986	499,9	376,5	-24,7
S18	Oui	1980	550,2	316,3	-42,5	1976	623,1	329,2	-47,2	1971	776	561,9	-27,6
										1976	561,9	329,2	-41,4
S19	Oui	1980	512,2	391,1	-23,6	1979	518,7	392,9	-24,3	1979	518,7	392,9	-24,3
S20	Oui	1986	447,8	360,1	-19,6	1986	447,8	360,1	-19,6	1986	447,8	360,1	-19,6
S21	Oui	Non	/	/	/	1973	429,1	343,4	-20,0	1973	429,1	343,4	-20,0
S22	Non	1980	521,9	401,5	-23,1	1980	521,9	401,5	-23,1	1980	521,9	401,5	-23,1
S23	Oui	1980	468,5	350,7	-25,1	1979	476,7	351,9	-26,2	1979	476,7	339,4	-28,8
										2007	339,4	526,3	55
S24	Non	Non	/	/	/	1979	589,4	471,8	-20,0	1979	589,4	471,8	-20,0
S25	Oui	1986	792,9	553,8	-30,2	1979	876,2	581,8	-33,6	1979	876,2	581,8	-33,6
S26	Oui	1986	500,4	397,4	-20,6	1979	532,1	410,9	-22,8	1986	500,4	367,9	-26,5
										2004	367,9	503,8	36,9
S27	Oui	1991	666	503,4	-24,4	1976	781,9	552,8	-29,3	1976	781,9	552,8	-29,3
S28	Oui	1979	404,7	272,7	-32,6	1979	404,7	272,7	-32,6	1979	404,7	272,7	-32,6
S29	Oui	1979	563,5	409	-27,4	1976	603,6	414,5	-31,3	1976	603,6	414,5	-31,3
S30	Oui	1979	429,1	327,7	-23,6	1979	429,1	327,7	-23,6	1979	429,1	327,7	-23,6
S31	Oui	1980	426,5	314	-26,4	1979	434,5	315,1	-27,5	1979	434,5	315,1	-27,5
S32	Oui	1979	441,9	331,3	-25,0	1979	441,9	331,3	-25,0	1979	441,9	331,3	-25,0
S33	Non	1980	434	343,8	-20,8	1980	434	343,8	-20,8	1979	438,5	345,3	-21,3
S34	Oui	1980	446,8	328,2	-26,5	1979	454,1	329,7	-27,4	1979	454,1	329,7	-27,4
S35	Oui	1979	544,3	372,7	-31,5	1979	544,3	372,7	-31,5	1979	544,3	372,7	-31,5
S36	Oui	1979	448	322	-28,1	1979	448	322	-28,1	1979	448	305,1	-31,9
										2006	305,1	473,8	55
S37	Oui	1980	462,3	327,4	-29,2	1980	462,3	327,4	-29,2	1980	462,3	327,4	-29,2
S38	Oui	1979	517,9	374,8	-27,6	1979	517,9	374,8	-27,6	1979	517,9	374,8	-27,6
S39	Oui	1980	619,4	458,7	-25,9	1980	619,4	458,7	-25,9	1986	570,7	317,7	-44,3
										1994	317,7	524,8	65,2

S40	Oui	1980	382	298,3	-21,9	1979	386,8	299,5	-22,6	1979	386,8	289,5	-25,2
										2007	289,5	439,2	51,7
S41	Oui	1979	431,3	320,7	-25,6	1979	431,3	320,7	-25,6	1979	431,3	320,7	-25,6
S42	Oui	1980	485	355,5	-26,7	1980	485	355,5	-26,7	1980	485	355,5	-26,7
S43	Oui	1980	452,1	325,6	-27,9	1980	452,1	325,6	-27,9	1980	452,1	325,6	-27,9
S44	Oui	1980	521,6	386,7	-25,9	1980	521,6	386,7	-25,9	1980	521,6	386,7	-25,9
S45	Oui	1980	489,4	341,2	-30,3	1979	498,1	343,3	-31,8	1979	498,1	343,3	-31,8
S46	Non	Non	/	/	/	1979	397,5	319,2	-19,7	1979	397,5	319,2	-19,7
S47	Non	Non	/	/	/	1977	618,5	430,5	-30,4	1977	618,5	430,5	-30,4
S48	Non	Non	/	/	/	2004	413,6	534,9	29,3	Non	/	/	/
S49	Oui	1978	475,6	307,1	-35,4	1978	475,6	307,1	-35,4	1971	792,9	447,5	-43,6
										1978	447,5	307,1	-31,4
S50	Oui	1980	367	260,7	-29	1980	367	260,7	-29	1980	367	231,8	-36,8
										1999	231,8	315,7	36,2

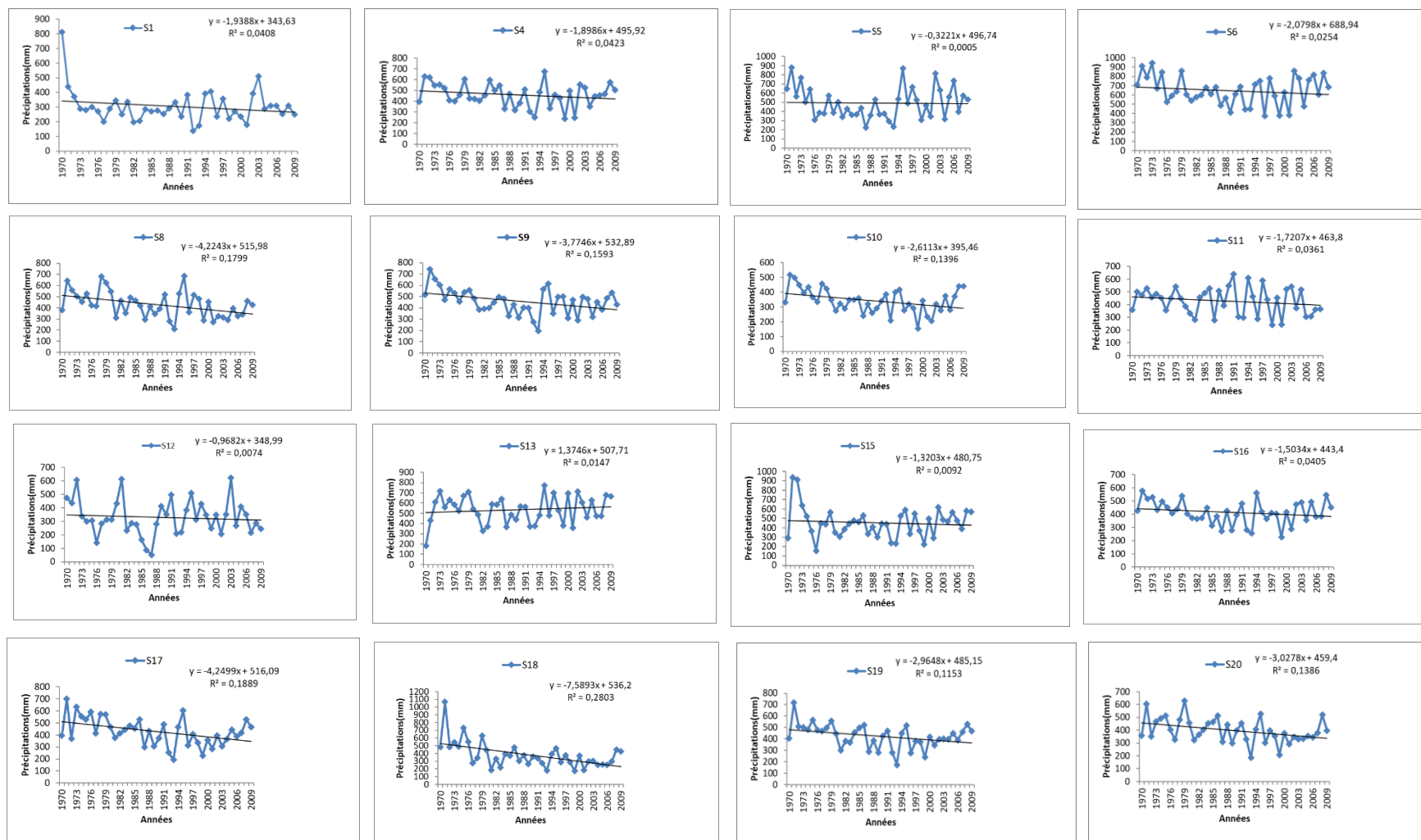
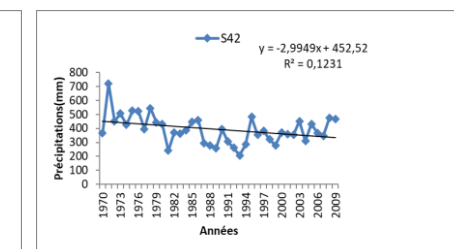
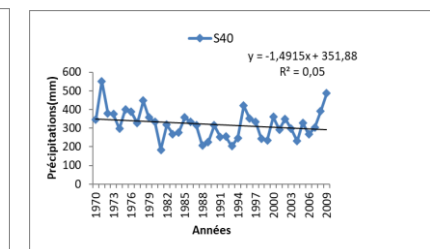
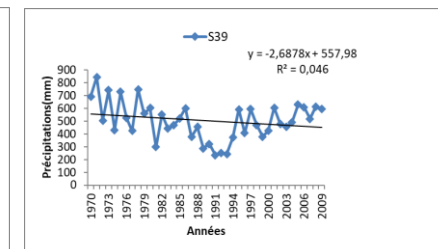
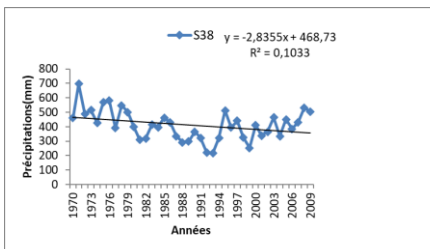
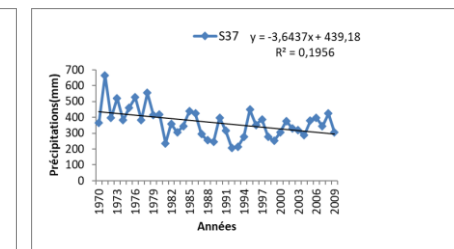
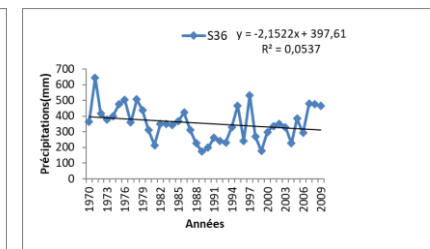
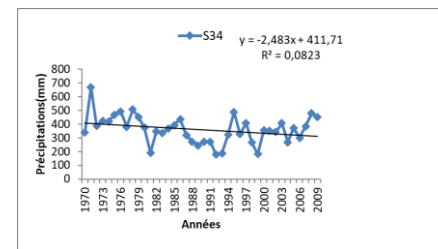
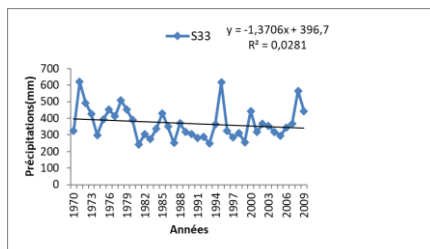
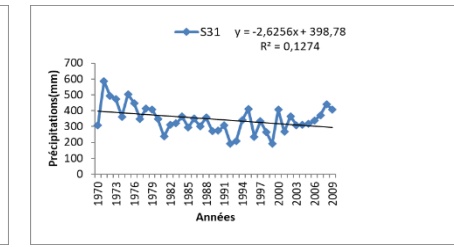
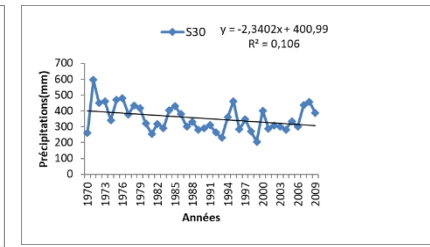
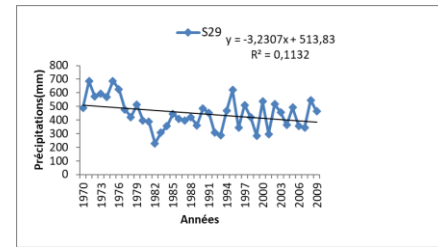
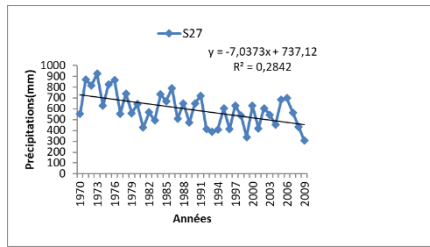
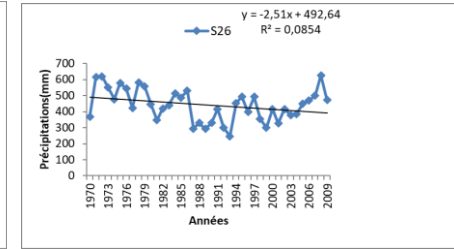
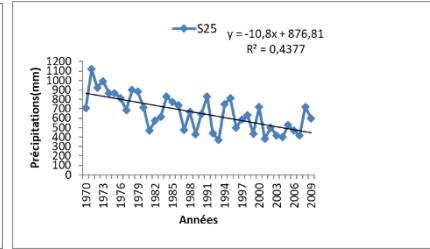
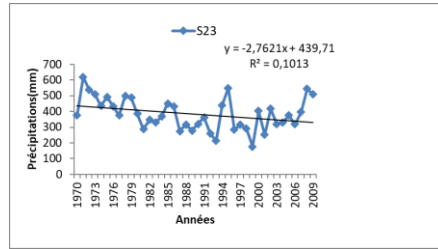
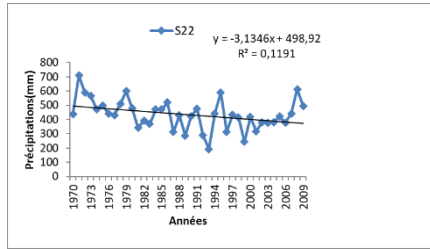


Figure : Variabilité des précipitations annuelles et courbes de tendance des stations de référence étudiées (1970/71 – 2009/10).

(Suite)



(Suite)

