

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة غرداية

N° d'enregistrement

Université de Ghardaïa



كلية العلوم والتكنولوجيا

Faculté des Sciences et de la Technologie

قسم الري والهندسة المدنية

Département d'Hydraulique et Génie civil

Mémoire de fin d'étude, en vue de l'obtention du diplôme

Master

Domaine : Science et technologie,

Filière : Hydraulique,

Spécialité : Hydraulique urbaine.

Thème

Etude chrono-statique des données climatiques de la station de Ghardaïa sur la période 1970-2025

Présenté par :

CHENINI Ezahraa Fatima.

Soutenue publiquement le : 06/06/2026.

Devant le jury composé de :

Dr. OULED BELKHIR Chikh	MCA	Univ. Ghardaïa	Président(e)
Dr. OULEDNAOUI Nouredine	MCA	Univ. Ghardaïa	Encadreur
Dr. AMIEUR Rekia	MCB	Univ. Ghardaïa	Examineur(trice)

Année universitaire 2025/2026.

Dédicace

C'est un honneur pour moi de consacrer ce travail académique :

À Ma mère bien-aimée, un symbole d'amour et de dévouement, a soutenu mon ambition avec ses prières infinies et son soutien inconditionnel.

À Mon père respecté, mon modèle et ma principale source d'inspiration, m'a transmis l'amour de la connaissance et a été présent à chaque étape.

À Mes fidèles sœurs et frères, avec qui j'ai partagé les chemins de la vie, et avec le soutien desquels j'ai surmonté toutes les difficultés.

À tous les membres de ma chère famille, un par un, pour s'être toujours tenus à mes côtés.

À nos compagnons sur le parcours et dans l'acquisition de connaissances. Tous les étudiants en Hydraulique, en particulier les fidèles camarades de classe (la promotion de Master 2025-2026), leur souhaitent succès et excellence dans leurs parcours professionnels et académiques.

À chaque chercheur et lecteur qui trouve dans ce travail humble un bénéfice ou une manière de développer la recherche scientifique et l'usage constructif.

Remerciements

Avant tout, je tiens à remercier tout d'abord ALLAH 'qui m'a accordé la santé, le courage, la volonté et la force nécessaires pour mener à bien cet humble travail académique et surmonter toutes les difficultés.

C'est un grand honneur et un réel plaisir de transmettre mes sincères remerciements et ma profonde gratitude à mon Encadreur pour ses orientations précieuses, ses conseils académiques judicieux, ainsi que pour sa patience, sa rigueur scientifique et son soutien constant tout au long de la réalisation de cette recherche.

Je tiens également à exprimer mon profond respect et mes vifs remerciements aux honorables membres du jury :

Je remercie tout particulièrement le Président du jury pour avoir accepté de présider et de diriger cette séance de soutenance. Mes remerciements s'adressent aussi aux Examineurs qui ont accepté d'évaluer ce travail et de lui accorder de leur temps précieux ; leurs remarques et corrections constructives sauront, sans doute, enrichir la valeur scientifique de ce mémoire.

Mes remerciements les plus chaleureux s'adressent également au corps professoral et administratif du Département d'Hydraulique et de Génie Civil de l'Université de Ghardaïa, pour la qualité de la formation prodiguée et pour toutes les facilités accordées durant mon parcours universitaire.

Enfin, je saisis cette occasion pour dédicacer une pensée amicale à tous mes collègues étudiants du département, et plus particulièrement à ceux de la spécialité Hydraulique, en souhaitant à chacun un avenir radieux, plein de succès et d'excellence.

TABLE DES MATIÈRES

PARTIE PRÉLIMINAIRE

Dédicace	I
Remerciements	II
Liste des tableaux	VII
Liste des figures.....	IX
Liste des symboles et abréviations	XI
Résumé	XV
Abstract	XVI
ملخص	XVII

INTRODUCTION GÉNÉRALE.....01

CHAPITRE I : LES STATISTIQUES AU SERVICE DE L'HYDROLOGIE.

I.1. Introduction	04
I.2. Définition	04
I.3. Statistiques descriptives	04
I.3.1. Paramètres de position	04
I.3.2. Paramètres de dispersion.....	05
I.3.3. Paramètres de forme.....	06
I.4. Lois de distribution statistiques.....	06
I.4.1. Loi Normale (loi de Gauss).....	06
I.4.2. Loi de Gumbel (loi doublement exponentielle)	07
I.4.3. Loi Log-Normale (loi de Galton).....	08
I.5. Tests d'ajustement	08
I.5.1. Test de Khi-deux de Pearson.....	08
I.5.2. Test de Kolmogorov-Smirnov.....	09
I.5.3. Test d'Anderson-Darling	09
I.6. Intervalles de confiance.....	09
I.6.1. Définition et principe	09
I.6.2. Calcul pour les paramètres statistiques	10
I.7. La période de retour (T)	10
I.7.1. Les quantiles (X_p ou x_F).....	11
I.8. Analyses statistiques multivariées (ACP et CAH).....	11
I.8.1. Analyse en Composantes Principales (ACP).....	12
I.8.1.1. Principe général.....	12

TABLE DES MATIÈRES

I.8.1.2.	Objectifs scientifiques de la méthode.....	12
I.8.1.3.	Formalisme mathématique et matriciel.....	12
I.8.1.4.	Les différents types d'ACP.....	13
I.8.1.5.	Étapes de mise en œuvre : L'ACP normée.....	13
I.8.1.6.	Critères d'interprétation et de qualité des résultats.....	14
I.8.1.7.	Critères de sélection des axes pertinents.....	14
I.8.2.	La Classification Ascendante Hiérarchique (CAH).....	15
I.8.2.1.	Définition.....	15
I.8.2.2.	Objectifs de l'analyse.....	15
I.8.2.3.	Principes algorithmiques et métriques de distance.....	15
I.8.2.4.	Représentation graphique et partitionnement optimal.....	17
I.9.	Conclusion.....	18

CHAPITRE II : SÉRIES CHRONOLOGIQUES.

II.1.	Introduction.....	20
II.2.	Définition des séries chronologiques.....	20
II.3.	Classification des séries chronologiques.....	20
II.3.1.	Classification selon la nature de l'intervalle temporel.....	20
II.3.2.	Classification selon les propriétés statistiques (stationnarité).....	21
II.3.3.	Classification selon les schémas de décomposition.....	21
II.4.	Composantes d'une série chronologique.....	21
II.4.1.	La tendance (Trend - T_t).....	22
II.4.2.	La saisonnalité (St).....	22
II.4.3.	La cyclicité (Ct).....	22
II.4.4.	Le bruit aléatoire (Rt).....	22
II.5.	Homogénéité et détection de rupture.....	22
II.5.1.	Homogénéité.....	23
II.5.2.	Détection de rupture (tests d'homogénéité).....	23
II.5.3.	Le critère d'homogénéité et détection de rupture.....	24
II.6.	Modélisation stochastique : méthodologie de Box-Jenkins.....	24
II.7.	L'autocorrélation.....	25
II.7.1.	Fonction d'autocorrélation (FAC).....	25
II.7.2.	Autocorrélation partielle (FACP).....	25
II.7.3.	Application (Modèles ARIMA).....	25
II.8.	La stationnarité des séries chronologiques.....	26
II.8.1.	Stationnarité au sens faible (ou d'ordre 2).....	26

II.8.2. Le critère de stationnarité de la série temporelle	26
II.9. Analyse des tendances	27
II.9.1. Test de Mann-Kendall.....	27
II.9.2. La régression linéaire.....	28
II.10. Conclusion	30
CHAPITRE III : ASPECTS CLIMATIQUES DE LA RÉGION DE GHARDAÏA.	
III.1. Introduction	32
III.2. Présentation de la wilaya de Gharđaia.....	32
III.2.1. Localisation	33
III.2.2. Altitude et relief.....	33
III.2.3. Population.....	33
III.3. Paramètres climatiques étudiés.....	33
III.3.1. Température (T).....	33
III.3.2. Précipitations (P)	34
III.3.3. Humidité relative (H).....	34
III.3.4. Vitesse du vent (V).....	34
III.3.5. Évaporation (E).....	35
III.4. Régime pluviométrique	35
III.4.1. Distribution temporelle.....	35
III.4.2. Périodes humides et sèches.....	35
III.4.3. Irrégularité	36
III.4.4. Intensité	36
III.4.5. Précipitations journalières maximales annuelles (1970–2025)	36
III.5. Conclusion.....	37
CHAPITRE IV : RESULTATS ET ANALYSES.	
IV.1. Introduction	39
IV.2. Analyse statistique et ajustement des précipitations journalières maximales.	39
IV.2.1. Analyse statistique descriptive	39
IV.2.2. Ajustement aux lois de probabilité théoriques	40
IV.2.3. Test d'ajustement statistique : test du Khi-deux (χ^2)	43
IV.2.4. Estimation des quantiles et périodes de retour par la loi de Gumbel	45
IV.3. Application de l'analyse des séries temporelles aux précipitations journalières maximales annuelles	46
IV.3.1. Présentation des outils logiciels utilisés	46
IV.3.2. Statistique descriptive et analyse de la tendance temporelle.....	46

TABLE DES MATIÈRES

IV.3.3. Test d'homogénéité de la série temporelle	47
IV.3.4. Test de stationnarité de la série temporelle	49
IV.3.5. Construction du modèle ARIMA et projections futures	51
IV.4. Analyse multivariée ACP et CAH des variables climatiques.	55
IV.4.1. Paramètres de l'analyse	55
IV.4.2. Statistiques descriptives des variables climatiques	55
IV.4.3. Résultats de l'Analyse en Composantes Principales (ACP)	56
VI.4.4. Résultats de la Classification Ascendante Hiérarchique (CAH)	62
IV.5. Conclusion.....	64
CONCLUSION GÉNÉRALE.....	67
ANNEXES	70
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	83

Liste des Tableaux

Référence	Intitulé du tableau	Page
Chapitre III — Aspects climatiques de la région de Ghardaïa.		
Tableau III.1	<i>Précipitations journalières maximales annuelles (Pjmax) pour la station de Noumérat, Ghardaïa (1970–2025).</i>	37
Chapitre IV — Résultats et analyses.		
Tableau IV.1	<i>Paramètres statistiques descriptifs de la série Pjmax (1970–2025).</i>	39
Tableau IV.2	<i>Paramètres du test du Khi-deux appliqué aux trois lois de distribution.</i>	43
Tableau IV.3	<i>Synthèse du test du Khi-deux — Loi Normale.</i>	43
Tableau IV.4	<i>Synthèse du test du Khi-deux — Loi Log-Normale.</i>	44
Tableau IV.5	<i>Synthèse du test du Khi-deux — Loi de Gumbel.</i>	44
Tableau IV.6	<i>Quantiles de précipitation estimés par la loi de Gumbel pour différentes périodes de retour.</i>	45
Tableau IV.7	<i>Résultats du test tau de Kendall pour la tendance temporelle de la série Pjmax.</i>	47
Tableau IV.8	<i>Résultats des tests d'homogénéité de la série Pjmax — significatif au seuil $\alpha = 5\%$.</i>	49
Tableau IV.9	<i>Résultats des tests de racine unitaire pour la série Pjmax.</i>	50
Tableau IV.10	<i>Comparaison des combinaisons ARIMA selon le critère AICC (XLSTAT).</i>	51
Tableau IV.11	<i>Critères de qualité du modèle ARIMA issus des deux logiciels.</i>	52
Tableau IV.12	<i>Paramètres du modèle ARIMA(2,1,0).</i>	52
Tableau IV.13	<i>Valeurs prévisionnelles de Pjmax et intervalles de confiance à 80 % et 95 %.</i>	54
Tableau IV.14	<i>Statistiques descriptives des variables climatiques — XLSTAT (n = 56, 1970–2025).</i>	55
Tableau IV.15	<i>Valeurs propres et pourcentages de variabilité expliquée par chaque composante principale.</i>	56
Tableau IV.16	<i>Corrélations entre les variables et les composantes principales F1 à F5.</i>	57
Tableau IV.17	<i>Cosinus carrés des variables sur les axes F1 et F2.</i>	59
Tableau IV.18	<i>Contributions des variables aux composantes principales F1 et F2.</i>	59

Tableau IV.19	<i>Coordonnées factorielles des années les plus significatives sur F1 et F2.</i>	60
Tableau IV.20	<i>Cosinus carrés des observations sélectionnées sur F1 et F2.</i>	62
Tableau IV.21	<i>Indices de validation interne pour le choix du nombre de classes (CAH).</i>	62
Tableau IV.22	<i>Caractéristiques des deux classes issues de la CAH ($k = 2$).</i>	64

Annexes

Tableau 01	<i>Table de la loi du Khi-deux $\chi^2(n)$ — Valeurs critiques selon les degrés de liberté.</i>	70
Tableau 02	<i>Table de la Loi Normale Centrée Réduite.</i>	72
Tableau 03	<i>les valeurs d'Ajustement de P_j max avec la loi Normal.</i>	74
Tableau 04	<i>Tableau 04 : les valeurs d'Ajustement de P_j max avec la loi Log-Normal.</i>	76
Tableau 05	<i>les valeurs d'Ajustement de P_j max avec la loi Guembel.</i>	78
Tableau 06	<i>Application du test de Khi^2 à la loi Normal.</i>	80
Tableau 07	<i>Application du test de Khi^2 à la loi Log-Normal.</i>	80
Tableau 08	<i>Application du test de Khi^2 à la loi Guembel.</i>	81

Liste des Figures

Référence	Intitulé de la figure	Page
Chapitre III — Aspects climatiques de la région de Ghardaïa		
Figure III.1	<i>Carte de l'Algérie montrant la position de Ghardaïa.</i>	32
Figure III.2	<i>Carte géologique de la région de Ghardaïa.</i>	33
Figure III.3	<i>Température moyenne maximale et minimale à Ghardaïa.</i>	34
Figure III.4	<i>L'humidité relative mensuelle moyenne à Ghardaïa.</i>	34
Figure III.5	<i>La moyenne des vitesses des vents moyens horaires à Ghardaïa.</i>	35
Figure III.6	<i>Pluviométrie mensuelle moyenne à Ghardaïa.</i>	35
Figure III.7	<i>Diagramme ombrothermique de Bagnouls et Gausson (1953) pour la région de Ghardaïa (2009–2018).</i>	36
Figure III.8	<i>Courbes Intensité-Durée-Fréquence (IDF) de la station de Ghardaïa (1970–2020).</i>	36
Chapitre IV — Résultats et analyses.		
Figure IV.1	<i>Ajustement graphique de FNDth et FNDexp par rapport à xi — Loi Normale.</i>	40
Figure IV.2	<i>Ajustement graphique de Uth et Uexp par rapport à xi — Loi Normale.</i>	41
Figure IV.3	<i>Ajustement graphique de FNDth et FNDexp par rapport à xi — Loi Log-Normale.</i>	41
Figure IV.4	<i>Ajustement graphique de Uth et Uexp par rapport à xi — Loi Log-Normale.</i>	42
Figure IV.5	<i>Ajustement graphique de FNDth et FNDexp par rapport à xi — Loi de Gumbel.</i>	42
Figure IV.6	<i>Ajustement graphique de Uth et Uexp par rapport à xi — Loi de Gumbel.</i>	43
Figure IV.7	<i>Représentation graphique de la série temporelle Pjmax à la station de Noumérat — Période 1970–2025.</i>	47
Figure IV.8	<i>Fonction d'autocorrélation (ACF) de la série Pjmax — XLSTAT.</i>	50
Figure IV.9	<i>Fonction d'autocorrélation partielle (PACF) de la série Pjmax — XLSTAT.</i>	50

Figure IV.10	<i>Fonction d'autocorrélation (ACF) des résidus du modèle ARIMA — JASP.</i>	53
Figure IV.11	<i>Graphique de Ljung-Box appliqué aux résidus du modèle ARIMA — JASP.</i>	53
Figure IV.12	<i>Diagramme quantile-quantile (Q-Q) des résidus standardisés du modèle ARIMA — JASP.</i>	54
Figure IV.13	<i>Graphique des projections futures de P_{jmax} — Modèle ARIMA (XLSTAT, horizon 2075).</i>	55
Figure IV.14	<i>Histogramme des valeurs propres (Scree-plot) de l'ACP.</i>	57
Figure IV.15	<i>Cercle des corrélations de l'ACP — Plan factoriel $F1 \times F2$.</i>	58
Figure IV.16	<i>Nuage d'individus (observations annuelles) dans le plan factoriel $F1 \times F2$.</i>	61
Figure IV.17	<i>Biplot ACP — Superposition du cercle des corrélations et du nuage d'individus.</i>	61
Figure IV.18	<i>Dendrogramme de la Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) — Station de Ghardaïa (1970–2025).</i>	63

Liste des Symboles & Abréviations

Symbole	Désignation complète
\bar{x}	Moyenne arithmétique de l'échantillon.
σ_x, s	Écart-type de l'échantillon.
σ^2_x, s^2	Variance de l'échantillon.
C_v	Coefficient de variation (σ_x / \bar{x}).
C_s, β_1	Coefficient d'asymétrie (Skewness).
C_k, β_2	Coefficient d'aplatissement (Kurtosis).
μ_k	Moment centré d'ordre k.
N, n	Taille de l'échantillon / nombre d'observations.
x_i	i-ème observation de la série.
Me	Médiane de l'échantillon.
Mo	Mode de la distribution.
$F(x)$	Fonction de répartition (fréquence de non-dépassement, FND)
$f(x)$	Fonction de densité de probabilité
T	Période de retour (temps de récurrence)
X_p, x_F	Quantile associé à la probabilité p ou à la fréquence F.
u, U	Variable réduite de Gumbel ou variable normale réduite.
x_0	Paramètre de position de la loi de Gumbel (mode).
α	Paramètre d'échelle de la loi de Gumbel.
s	Gradex de la loi de Gumbel.
μ	Moyenne théorique de la loi Normale.
μ_{log}, \bar{x}_{log}	Moyenne des logarithmes (loi Log-Normale).
σ_{log}	Écart-type des logarithmes (loi Log-Normale).
$\Phi(u)$	Fonction de répartition de la loi Normale Centrée Réduite.
α (seuil)	Seuil de signification des tests statistiques.
$\chi^2_{exp}, \chi^2_{cal}$	Valeur calculée (expérimentale) de la statistique du Khi-deux.
χ^2_{th}	Valeur critique théorique du Khi-deux.

Liste des Symboles & Abréviations

<i>K</i>	Nombre de classes du test du Khi-deux.
<i>p</i>	Nombre de paramètres estimés (test du Khi-deux).
<i>DDL, v</i>	Degrés de liberté du test.
<i>n_i</i>	Effectif observé dans la classe <i>i</i> .
<i>n'_i</i>	Effectif théorique dans la classe <i>i</i> .
<i>DN</i>	Statistique du test de Kolmogorov-Smirnov.
<i>KT</i>	Statistique du test de Pettitt.
<i>T₀</i>	Statistique du test SNHT.
<i>Q, R</i>	Statistiques du test de Buishand.
<i>N</i>	Statistique du test de Von Neumann.
<i>τB</i>	Coefficient de corrélation tau B de Kendall.
<i>S</i>	Statistique de Mann-Kendall.
<i>p-value</i>	Probabilité critique du test.
<i>H₀</i>	Hypothèse nulle du test statistique.
<i>H₁, H_a</i>	Hypothèse alternative du test statistique.
<i>X_t, Y_t</i>	Valeur de la série temporelle à l'instant <i>t</i> .
<i>T_t</i>	Composante de tendance à l'instant <i>t</i> .
<i>S_t</i>	Composante saisonnière à l'instant <i>t</i> .
<i>C_t</i>	Composante cyclique à l'instant <i>t</i> .
<i>ε_t</i>	Résidu (bruit blanc) à l'instant <i>t</i> .
<i>ρ_k</i>	Coefficient d'autocorrélation au décalage <i>k</i> .
<i>p</i>	Ordre de la partie autorégressive (AR) du modèle ARIMA.
<i>d</i>	Ordre de différenciation du modèle ARIMA.
<i>q</i>	Ordre de la partie moyenne mobile (MA) du modèle ARIMA.
<i>AIC</i>	Critère d'information d'Akaike.
<i>AIC_c</i>	Critère AIC corrigé pour les petits échantillons.
<i>BIC, SBC</i>	Critère d'information bayésien (Schwarz).
<i>RMSE</i>	Racine de l'erreur quadratique moyenne.
<i>IC 80 %</i>	Intervalle de confiance à 80 % des prévisions.

Liste des Symboles & Abréviations

<i>IC 95 %</i>	Intervalle de confiance à 95 % des prévisions.
<i>X</i>	Matrice de données brutes (n observations × p variables).
<i>Z</i>	Matrice de données centrées-réduites (standardisées).
<i>R</i>	Matrice de corrélation.
Σ	Matrice de variance-covariance.
λ_k	Valeur propre de la k-ième composante principale.
<i>u_k</i>	Vecteur propre de la k-ième composante principale.
<i>F_k</i>	Coordonnées des observations sur la k-ième composante principale.
<i>cos²</i>	Cosinus carré — qualité de représentation sur un axe factoriel.
<i>Ctr</i>	Contribution d'une variable ou d'un individu à un axe factoriel.
<i>d(i,j)</i>	Distance euclidienne entre les observations i et j.
$\Delta(a,b)$	Indice de fusion de Ward entre les classes a et b.
<i>g_a , g_b</i>	Barycentres (centres de gravité) des classes a et b.
<i>n_a , n_b</i>	Effectifs des classes a et b.
<i>k</i>	Nombre de classes dans la partition CAH.
<i>S(i)</i>	Indice de Silhouette de l'observation i.
<i>H(k)</i>	Indice de Hartigan pour k classes.
<i>z_{ij}</i>	Valeur standardisée de la j-ième variable pour l'individu i.

Abréviation	Signification complète
ACP	Analyse en Composantes Principales.
ADF	Augmented Dickey-Fuller (test de racine unitaire).
AIC	Akaike Information Criterion — Critère d'information d'Akaike
AICc	Akaike Information Criterion corrected — Critère AIC corrigé pour petits échantillons
AR	Autorégressif — composante autorégressive d'un modèle ARIMA
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average — Modèle autorégressif intégré à moyenne mobile

Liste des Symboles & Abréviations

BIC	Bayesian Information Criterion — Critère d'information bayésien (également noté SBC)
CAH	Classification Ascendante Hiérarchique
DDL	Degrés De Liberté
FAC	Fonction d'AutoCorrélation (également notée ACF)
FACP	Fonction d'AutoCorrélation Partielle (également notée PACF)
FD	Fréquence De dépassement
FND	Fréquence de Non-Dépassement
IDF	Intensité-Durée-Fréquence (courbes hydrologiques)
IQ	Intervalle Interquartile
JASP	Just Another Statistics Program — Logiciel statistique open-source (Univ. Amsterdam)
MA	Moving Average — Composante moyenne mobile d'un modèle ARIMA
MCO	Méthode des Moindres Carrés Ordinaires
ONM	Office National de la Météorologie (Algérie)
PACF	Partial AutoCorrelation Function — Fonction d'autocorrélation partielle
PCA	Principal Component Analysis — Traduction anglaise de ACP
PP	Phillips-Perron (test de racine unitaire)
RMSE	Root Mean Square Error — Racine de l'erreur quadratique moyenne
SNHT	Standard Normal Homogeneity Test — Test d'homogénéité de Alexandersson
VS-MPR	Vovk-Sellke Maximum p-Ratio — Rapport de vraisemblance maximal
XLSTAT	Extension statistique pour Microsoft Excel (Lumivero Corporation)

Résumé

La présente étude porte sur l'analyse statistique multidimensionnelle des précipitations journalières maximales annuelles (P_{jmax}) et des principaux paramètres climatiques de la station météorologique de Noumérat (wilaya de Ghardaïa, Sahara septentrional algérien) sur une période de 56 ans (1970–2025). Elle s'inscrit dans le cadre de la caractérisation hydroclimatique d'une région à aridité structurelle marquée, où les événements pluvieux extrêmes constituent le principal vecteur de risque hydrologique.

L'étude mobilise une démarche méthodologique intégrée articulée autour de trois axes complémentaires. Premièrement, l'ajustement fréquentiel de la série P_{jmax} aux lois de distribution probabilistes (Normale, Log-Normale, Gumbel) a été conduit au seuil de signification $\alpha = 2,5 \%$, validé par le test du khi-deux de Pearson. La loi de Gumbel s'est imposée comme le modèle optimal ($\chi^2_{exp} = 17,050 < \chi^2_{th} = 17,535$), permettant l'estimation des quantiles de précipitations pour des périodes de retour allant de 2 à 1000 ans (de 11,73 mm à 45,32 mm). Deuxièmement, l'analyse des séries temporelles, conduite à l'aide des logiciels XLSTAT et JASP, a examiné l'homogénéité (tests de Pettitt, SNHT, Buishand, Von Neumann), la stationnarité (tests ADF et Phillips-Perron) et la tendance (tau de Kendall). La série a été diagnostiquée comme globalement homogène, non stationnaire d'ordre un $I(1)$, et dépourvue de tendance temporelle significative ($\tau = -0,105$; $p = 0,250$). Le modèle ARIMA(2,1,0) a été retenu comme modèle de prévision optimal. Troisièmement, une Analyse en Composantes Principales (ACP) normée, complétée par une Classification Ascendante Hiérarchique (CAH), a été appliquée à un jeu de cinq variables climatiques. Deux composantes principales ont été extraites, expliquant 69,6 % de la variance totale : F1 représente un gradient pluviométrique-hygrothermal et F2 le régime éolien. La CAH a identifié deux classes climatiques distinctes, opposant les années humides (concentrées entre 1980 et 2010) aux années déficitaires (dominantes depuis 2011).

Les résultats produits fournissent les données d'entrée probabilistes nécessaires au dimensionnement des ouvrages d'assainissement pluvial de la ville de Ghardaïa et contribuent à une meilleure compréhension de la variabilité hydroclimatique interannuelle dans ce contexte saharien.

Mots-clés : Précipitations extrêmes, Loi de Gumbel, Série temporelle, ARIMA, ACP, CAH, Hydrologie statistique, Ghardaïa, Aridité, Période de retour.

Abstract

This study presents a multidimensional statistical analysis of maximum annual daily rainfall (Pjmax) and key climatic parameters from the Noumérat meteorological station (Ghardaïa Province, Northern Algerian Sahara) over a 56-year period (1970–2025). It falls within the framework of a hydroclimatic characterization of a region with marked structural aridity, where extreme rainfall events constitute the main driver of hydrological risk.

The study employs an integrated methodological approach structured around three complementary axes. First, the frequency fit of the Pjmax series to probabilistic distribution laws (Normal, Log-Normal, Gumbel) was performed to a significance level of $\alpha = 2.5\%$, validated by Pearson's chi-squared test. Gumbel's law emerged as the optimal model ($\chi^2_{\text{exp}} = 17.050 < \chi^2_{\text{th}} = 17.535$), allowing for the estimation of precipitation quantiles for return periods ranging from 2 to 1000 years (from 11.73 mm to 45.32 mm). Secondly, time series analysis, conducted using XLSTAT and JASP software, examined homogeneity (Pettitt, SNHT, Buishand, and Von Neumann tests), stationarity (ADF and Phillips-Perron tests), and trend (Kendall's tau). The series was diagnosed as globally homogeneous, non-stationary of order I(1), and lacking a significant temporal trend ($\tau = -0.105$; $p = 0.250$). The ARIMA(2,1,0) model was selected as the optimal forecasting model. Third, a normalized Principal Component Analysis (PCA), supplemented by a Hierarchical Ascending Classification (HAC), was applied to a set of five climatic variables. Two principal components were extracted, explaining 69.6% of the total variance: F1 represents a rainfall-hydrothermal gradient and F2 the wind regime. The HAC identified two distinct climatic classes, contrasting wet years (concentrated between 1980 and 2010) with dry years (dominant since 2011).

The results provide the probabilistic input data necessary for sizing stormwater drainage infrastructure in the city of Ghardaïa and contribute to a better understanding of interannual hydroclimatic variability in this Saharan context.

Keywords: Extreme rainfall, Gumbel distribution, Time series, ARIMA, PCA, HAC, Statistical hydrology, Ghard

ملخص

تقدم هذه الدراسة تحليلاً إحصائياً متعدد الأبعاد لأقصى معدل هطول أمطار سنوي (Pjmax) والمعايير المناخية الرئيسية من محطة نوميرات للأرصاد الجوية (ولاية غرداية، شمال الصحراء الجزائرية) على مدى 56 عامًا (1970-2025). وهو جزء من التوصيف الهيدرولوجي لمنطقة ذات جفاف هيكلية ملحوظ، حيث تشكل أحداث هطول الأمطار الغزيرة العامل الرئيسي للمخاطر الهيدرولوجية.

تعتمد الدراسة منهجية متكاملة مبنية على ثلاثة محاور متكاملة. أولاً، تم إجراء تعديل التردد لسلسلة Pjmax لقوانين التوزيع الاحتمالي (الطبيعي، اللوغاريتمي الطبيعي، غامبل) عند مستوى الدلالة $\alpha = 2.5\%$ ، وتم التحقق من صحتها بواسطة اختبار مربع كاي لبيرسون. برز قانون غامبل كنموذج أمثل ($\chi^2_{th} = 17.535 < \chi^2_{exp} = 17.050$)، مما سمح بتقدير كميات الهطول لفترات عودة تتراوح من سنتين إلى 1000 سنة (من 11.73 ملم إلى 45.32 ملم). ثانياً، فحص تحليل السلاسل الزمنية، باستخدام برنامجي XLSTAT وJASP، التجانس (اختبارات بينيت، وSNHT، وبويشاند، وفون نيومان)، والاستقرار (اختبارات ADF وفيليبس-بيرون)، والاتجاه (معامل ارتباط كندال تاو). تم تشخيص السلسلة بأنها متجانسة عالمياً، وغير مستقرة من الرتبة الأولى (I(1)، وتفتقر إلى اتجاه زمني ذي دلالة إحصائية ($\tau = -0.105$ ؛ $p = 0.250$). تم اختيار نموذج ARIMA(2,1,0) كنموذج التنبؤ الأمثل. ثالثاً، طُبِق تحليل المكونات الرئيسية المعياري (ACP)، مدعوماً بالتصنيف الهرمي التصاعدي (CAH)، على مجموعة من خمسة متغيرات مناخية. استُخلص مكونان رئيسيان، يُفسران 69.6% من التباين الكلي: يُمَثَّل F1 تدرج هطول الأمطار والرطوبة الحرارية، بينما يُمَثَّل F2 نظام الرياح. حدّد التصنيف الهرمي التصاعدي فئتين مناخيتين متميزتين، تُقابلان بين السنوات الرطبة (التي تركزت بين عامي 1980 و2010) والسنوات الجافة (التي سادت منذ عام 2011).

توفر النتائج التي تم التوصل إليها بيانات الإدخال الاحتمالية اللازمة لتحديد حجم أعمال تصريف مياه الأمطار في مدينة غرداية وتساهم في فهم أفضل للتقلبات المناخية المائية بين السنوات في هذا السياق الصحراوي.

الكلمات المفتاحية: هطول الأمطار الغزيرة، توزيع غامبل، السلاسل الزمنية، نموذج ARIMA، تحليل المكونات الرئيسية، التصنيف الهرمي التصاعدي، الهيدرولوجيا الإحصائية، غرداية، الجفاف، فترة العودة.

Introduction générale

L'eau constitue la ressource naturelle la plus précieuse et la plus stratégique des régions arides, où sa rareté chronique et son irrégularité extrême conditionnent directement les équilibres écologiques, économiques et sociaux. Dans ce contexte, les zones sahariennes du nord de l'Afrique, et plus particulièrement la wilaya de Ghardaïa en Algérie méridionale, sont soumises à un paradoxe hydrologique singulier : une aridité structurelle permanente coexiste avec des épisodes pluvieux brutaux et concentrés, capables de générer des crues subites dévastatrices en l'espace de quelques heures. Ces événements hydrologiques extrêmes, récurrents dans la vallée du M'Zab, constituent une menace directe pour les populations, les infrastructures et le patrimoine urbain classé.

Face à cet aléa, la caractérisation statistique rigoureuse des précipitations extrêmes s'impose comme le préalable indispensable à toute démarche de dimensionnement hydraulique. Or, si les méthodes statistiques classiques permettent de modéliser le comportement moyen des séries climatiques, elles s'avèrent insuffisantes lorsqu'elles sont appliquées isolément à des systèmes hydroclimatiques aussi complexes et multidimensionnels que celui de Ghardaïa. Une approche multivariée intégrée, combinant analyse fréquentielle, modélisation des séries temporelles et analyse en composantes principales, s'impose alors pour saisir, dans toute sa richesse, la structure probabiliste et temporelle des précipitations extrêmes.

La problématique centrale de la présente étude peut se formuler en ces termes : dans quelle mesure l'articulation entre outils statistiques modernes lois de distribution des valeurs extrêmes, modèles de séries temporelles ARIMA et méthodes d'analyse multivariée permet-elle d'améliorer la quantification, la modélisation et la projection du comportement des précipitations journalières maximales annuelles ?

Cette interrogation principale soulève plusieurs questions subsidiaires qui orienteront notre démonstration :

- Quelle loi de distribution probabiliste offre le meilleur ajustement aux événements extrêmes observés sur la période 1970–2025 ?
- La série pluviométrique présente-t-elle des propriétés de stationnarité et d'homogénéité compatibles avec les hypothèses de travail, ou assiste-t-on à des ruptures structurelles significatives ?
- Existe-t-il des tendances temporelles marquées ou des cycles répétitifs dans le régime pluviométrique local ?
- Comment les corrélations entre les variables climatiques (température, humidité, vent) influencent-elles la compréhension des extrêmes pluviométriques et permettent-elles de définir des régimes climatiques distincts ?

Le présent travail poursuit quatre objectifs majeurs et hiérarchisés :

1. **Validation fréquentielle** : Identifier et valider la loi de distribution probabiliste la plus adaptée à la modélisation des précipitations journalières maximales annuelles (P_{jmax}) afin d'estimer des quantiles de projet fiables pour des périodes de retour allant de 2 à 1000 ans.

2. **Analyse temporelle et prévision** : Analyser les propriétés intrinsèques de la série Pjmax (homogénéité, stationnarité, tendance et autocorrélation) et construire un modèle ARIMA optimal permettant de projeter l'évolution future de cette variable climatique.
3. **Exploration multidimensionnelle** : Caractériser les structures de corrélation entre les variables climatiques disponibles (Pjmax, Pluie_an, Tmax, Hmoy, Vmoy) via une Analyse en Composantes Principales (ACP) normée et identifier, par Classification Ascendante Hiérarchique (CAH), les régimes climatiques caractéristiques de la période 1970–2025.
4. **Appui à l'ingénierie** : Fournir une base de données probabilistes et une analyse climatique cohérente, directement exploitables pour le dimensionnement hydraulique sécurisé des infrastructures (ouvrages de protection, réseaux de drainage et autres dispositifs de régulation).

La présente étude repose sur l'exploitation d'une base de données riche, couvrant une période de 56 ans (1970–2025), issue de la station météorologique de Noumérat. La rigueur de la démarche analytique repose sur trois niveaux méthodologiques :

- **Le premier niveau (fréquentiel)** : Ajustement de la série aux lois de distribution (Normale, Log-Normale, Gumbel), validation par le test du khi-deux ($\alpha = 2,5\%$) et estimation des quantiles.
- **Le second niveau (temporel)** : Application de tests d'homogénéité et de stationnarité (Pettitt, SNHT, ADF, etc.) et modélisation par la méthodologie de Box-Jenkins.
- **Le troisième niveau (multivarié)** : Analyse par ACP et CAH (distance euclidienne, critère de Ward) avec une double validation via les logiciels XLSTAT et JASP.

Le présent mémoire est structuré en 04 chapitres :

- **Chapitre I** : Fondements théoriques des méthodes statistiques mobilisées.
- **Chapitre II** : Cadre théorique de l'analyse des séries temporelles et modèles de prévision.
- **Chapitre III** : Présentation du cadre géographique et analyse exploratoire des données climatiques de la station de Noumérat.
- **Chapitre IV** : Résultats et Analyses.

Chapitre I :
Les statistiques en service
de l'hydrologie.

I.1. Introduction

Les phénomènes hydrologiques, par leur nature aléatoire et leur variabilité intrinsèque, ne peuvent être appréhendés sans le recours à un cadre mathématique rigoureux. Ce chapitre constitue le socle théorique indispensable à l'ensemble de la présente étude : il pose les fondements méthodologiques qui guideront le traitement, l'analyse et l'interprétation des données hydrométéorologiques.

L'objectif de ce chapitre est double. D'une part, il présente les outils de la statistique descriptive qui permettent de caractériser quantitativement les séries de données et d'en dégager les propriétés essentielles. D'autre part, il expose les lois de distribution probabilistes les plus utilisées en hydrologie fréquentielle, ainsi que les tests d'ajustement permettant de valider leur adéquation aux données observées. La notion de période de retour, clef de voûte du dimensionnement hydraulique, y est également formalisée.

Ce chapitre introduit enfin les méthodes d'analyse statistique multivariée — l'Analyse en Composantes Principales (ACP) et la Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) — dont les principes théoriques sont développés ici en préparation à leur application dans le dernier chapitre de ce travail.

I.2. Définition

Les statistiques sont définies comme l'ensemble des méthodologies permettant de collecter, d'organiser et de résumer les données afin d'aboutir à des conclusions scientifiques solides. Les études hydrologiques traitent généralement des populations et des échantillons pour représenter les variables aléatoires étudiées [AMIRAT, M. (2022)].

I.3. Statistiques descriptives

Les statistiques descriptives désignent l'ensemble des outils permettant de décrire les caractéristiques d'un jeu de données de manière numérique et graphique, sans généraliser les résultats. Cet aspect se concentre sur la mesure de la tendance centrale et de la dispersion des données autour de leurs valeurs moyennes [AMIRAT, M. (2022)].

I.3.1. Paramètres de position

Indicateurs de position, appelés aussi paramètres de tendance centrale, permettent de situer la zone où s'effectuent les variations d'une série de données. Ils visent à synthétiser l'information en une valeur unique représentative, telle que la moyenne, le mode ou la médiane [LABORDE, J.P. (2000)].

I.3.1.1. Moyenne

Moyenne représente la valeur centrale vers laquelle convergent les données. Elle est calculée en divisant la somme des observations par leur nombre total [LABORDE, J.P. (2000) ; SARI AHMED, A. (2002)].

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \dots \text{(I.1) [BOUREZG, E. et al. (2018)]}$$

I.3.1.2. La médiane

La **médiane** est la valeur qui divise l'échantillon ordonné en deux parties égales, de sorte que le nombre de valeurs inférieures soit égal au nombre de valeurs supérieures. Dans un polygone cumulatif, elle correspond à une fréquence de 0,5 [LABORDE, J.P. (2000) ; SARI AHMED, A. (2002)].

I.3.1.3. Le mode

Le **mode** s'agit de la valeur la plus fréquente dans l'échantillon ou celle qui correspond à la densité de probabilité maximale dans les distributions continues [LABORDE, J.P. (2000) ; SARI AHMED, A. (2002)].

I.3.2. Paramètres de Dispersion

Les **indicateurs de dispersion** permettent de quantifier l'étalement des données autour d'une valeur centrale, généralement la moyenne arithmétique [LABORDE, J.P. (2000)].

I.3.2.1. La Variance (s^2 ou μ_2) :

La **Variance** correspond au moment centré d'ordre 2 et représente la moyenne des carrés des écarts entre chaque observation et la moyenne de l'échantillon. Mathématiquement, pour un échantillon de taille N, elle est définie par la formule [LABORDE, J.P. (2000) ; DUBREUIL, P. (1974)] :

$$s^2 = \sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \dots \text{(I.2) [DUBREUIL, P. (1974)]}$$

I.3.2.2. L'Écart-type (σ ou s) :

L'**Écart-type** est un paramètre de dispersion qui mesure la variabilité des données autour de leur moyenne. Il est défini comme la racine carrée de la variance [LABORDE, J.P. (2000) ; SARI AHMED, A. (2002)].

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{N}} \dots \text{(I.3) [BOUREZG, E. et al. (2018)]}$$

I.3.2.3. Le coefficient de variation (C_v) :

Le **coefficient de variation** est un paramètre sans dimension qui permet de comparer la dispersion relative de séries ayant des unités ou des ordres de grandeur différents. Il est défini par le rapport entre l'écart-type et la moyenne [LABORDE, J.P. (2000) ; SARI AHMED, A. (2002)].

$$C_v = \frac{\sigma_x}{\bar{x}} \dots \text{(I.4) [BOUREZG, E. et al. (2018)]}$$

I.3.3. Paramètres de Forme

Les **paramètres de forme** complètent l'analyse descriptive en précisant l'allure de la distribution (symétrie et aplatissement) par rapport à une loi de référence, souvent la loi normale [BEN SALAH, M. (2021)].

I.3.3.1. Coefficient d'asymétrie (Skewness - C_s ou β_1) :

Le **coefficient d'asymétrie**, basé sur le moment centré d'ordre 3, mesure le degré de dissymétrie de la distribution [LABORDE, J.P. (2000) ; BEN SALAH, M. (2021)].

$$\beta_1 = \frac{\mu_3}{\mu_2^{3/2}} \dots \text{(I.5) [LABORDE, J.P. (2000)]}$$

Si $\beta_1 > 0$, la distribution présente une dissymétrie positive, avec un étalement vers les valeurs élevées à droite.

Si $\beta_1 < 0$, la dissymétrie est négative, indiquant un étalement vers la gauche.

Pour une distribution parfaitement symétrique (comme la loi normale), le coefficient est nul. [LABORDE, J.P. (2000)]

I.3.3.2. Coefficient d'aplatissement de (Kurtosis - C_k ou β_2) :

Le **coefficient d'aplatissement** caractérise la forme du sommet de la courbe de distribution en utilisant le moment centré d'ordre 4. Pearson définit le coefficient β_2 comme suit [LABORDE, J.P. (2000) ; BEN SALAH, M. (2021)] :

$$\beta_2 = \frac{\mu_4}{\mu_2^2} - 3 \dots \text{(I.6) [LABORDE, J.P. (2000)]}$$

Distribution leptocurtique ($\beta_2 > 0$) : La courbe est plus "pointue" que la loi normale, signalant une fréquence plus élevée d'événements extrêmes.

Distribution platicurtique ($\beta_2 < 0$) : La courbe est plus aplatie que la loi normale.

Distribution mésocurtique ($\beta_2 = 0$) : L'aplatissement est identique à celui de la loi normale. [LABORDE, J.P. (2000)]

I.4. Loïs de distribution statistiques

Le choix d'une loi de probabilité en hydrologie est une étape cruciale pour modéliser les phénomènes climatiques et estimer les probabilités d'occurrence ainsi que les périodes de retour associées aux événements extrêmes.

I.4.1. Loi Normale (ou loi de Gauss)

La **loi normale** est principalement utilisée pour représenter des variables aléatoires symétriques autour de leur moyenne, telles que les précipitations annuelles ou les modules annuels dans les zones tempérées. Cette loi découle du Théorème Central Limite, qui stipule que la somme

d'un grand nombre de variables indépendantes tend vers une distribution normale [LABORDE, J.P. (2000) ; ROCHE, M. (1963)].

Dans cette distribution, la moyenne, la médiane et le mode sont confondus [ROCHE, M. (1963)].

Fonction de répartition : Elle s'exprime en fonction de la variable normale réduite :

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-u/2} du \dots \text{(I.7)} \text{ [LABORDE, J.P. (2000)]}$$

Densité de probabilité : La fonction de densité est représentée par la célèbre "courbe en cloche", symétrique par rapport au mode ($u=0$) [LABORDE, J.P. (2000)] :

$$f(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{u^2}{2}} \dots \text{(I.8)} \text{ [LABORDE, J.P. (2000)]}$$

I.4.2. Loi de Gumbel (Loi doublement exponentielle)

La loi de Gumbel est la distribution la plus adaptée et la plus utilisée pour l'étude des valeurs extrêmes en hydrologie, notamment pour les débits de crues instantanés et les précipitations journalières maximales [LABORDE, J.P. (2000) ; ROCHE, M. (1963)].

Fonction de répartition : Elle prend la forme mathématique suivante :

$$f(x) = e^{-e^{-u}}, \text{ avec } u = \alpha(x_i - x_0) \dots \text{(I.9)} \text{ [LABORDE, J.P. (2000)]}$$

Où :

x_0 (Paramètre de position) :

Il correspond au « Mode », soit la valeur la plus fréquente ou celle qui présente la densité de probabilité maximale dans la série. Sur un graphique de Gumbel, x_0 est le point où la droite d'ajustement coupe l'axe des ordonnées pour $u = 0$ [LABORDE, J.P. (2000) ; ROCHE, M. (1963)].

$$x_0 = \bar{x} - \frac{0,577}{\alpha} \dots \text{(I.10)} \text{ [ROCHE, M. (1963)]}$$

α (Paramètre d'échelle) :

Il exprime l'inverse de la dispersion des données. Il est directement lié au « Gradex » (s), où la pente de la droite d'ajustement [LABORDE, J.P. (2000) ; ROCHE, M. (1963)].

$$s = \frac{1}{\alpha} = 0,780 \cdot \sigma \dots \text{(I.11)} \text{ [ROCHE, M. (1963)]}$$

Un paramètre α faible (donc un Gradex élevé) traduit une forte dispersion, signalant une probabilité accrue d'événements pluvieux extrêmes et violents [LABORDE, J.P. (2000) ; ROCHE, M. (1963)].

Contrairement à la loi normale, la loi de Gumbel présente une dissymétrie constante étendue vers la droite (coefficient d'asymétrie $\beta_1 = 1,139$) [LABORDE, J.P. (2000)].

I.4.3. Loi Log-normale (ou loi de Galton)

Loi Log-normale, également appelée loi de Gibrat-Gauss, est appliquée lorsque les données présentent une dissymétrie positive marquée, ce qui est fréquent pour les débits de basses eaux ou les précipitations en zones arides. Elle repose sur le principe que le logarithme de la variable suit une loi normale [LABORDE, J.P. (2000) ; ROCHE, M. (1963)].

Fonction de répartition : On passe de la loi de Gauss à la loi de Galton par un changement de variable logarithmique :

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^u e^{-\frac{u^2}{2}} du, \text{ avec : } u = a \log(x - x_0) + b \dots \text{ (I.12) [LABORDE, J.P. (2000)]}$$

Où :

x_0 : Paramètre de position représentant le seuil inférieur de la variable [LABORDE, J.P. (2000)].

a et b : Paramètres d'ajustement liés respectivement à l'échelle et à la position de la transformée logarithmique [DUBREUIL, P. (1974)].

La distribution est toujours dissymétrique vers la droite, et le coefficient d'aplatissement β_2 est toujours positif, rendant la courbe plus "pointue" que celle de Gauss [LABORDE, J.P. (2000)].

I.5. Tests d'ajustement

Ces tests sont essentiels pour vérifier l'adéquation entre une loi de probabilité théorique et l'échantillon observé.

I.5.1. Test de Khi-deux de Pearson

Test de Khi-deux de Pearson : Ce test consiste à diviser l'échantillon en k classes et à comparer les effectifs observés (n_i) aux effectifs théoriques (n'_i) [LABORDE, J.P. (2000) ; ROCHE, M. (1963)].

$$\chi_{cal}^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(n_i - n'_i)^2}{n'_i} \dots \text{ (I.13) [LABORDE, J.P. (2000)]}$$

Cette variable χ_{cal}^2 suit une loi de probabilité dite loi du χ_{th}^2 , à ν degrés de liberté :

$$\nu = DDL = K - p - 1 \dots \text{ (I.14) [LABORDE, J.P. (2000)]}$$

Où :

K = nombre de classes ;

p = nombre de paramètres estimés d'après l'échantillon.

La table donnée en **annexes** permet de connaître la valeur numérique du χ^2 qui a $\alpha\%$ de chance d'être dépassé par le seul fait du hasard, en fonction des valeurs de v [LABORDE, J.P. (2000)].

Formulation des Hypothèses (H0 et H1) :

L'hypothèse nulle (H0) ($\chi_{2th} > \chi_{2cal}$) : Elle stipule que l'échantillon suit la loi de probabilité choisie. Dans ce cas, les écarts observés sont considérés comme étant dus uniquement au hasard.

L'hypothèse alternative (H1) ($\chi_{2th} < \chi_{2cal}$) : Elle stipule que l'échantillon ne suit pas cette loi ; par conséquent, elle doit être rejetée au profit d'un autre modèle. [ROCHE, M. (1963)]

I.5.2. Test de Kolmogorov-Smirnov

Test de Kolmogorov-Smirnov : Il repose sur la détermination de la différence absolue maximale (D_N) entre la fonction de répartition empirique et la fonction théorique [SARI AHMED, A. (2002)].

$$D_N = \max |f_N(x) - f(x)| \dots \text{(I.15) [SARI AHMED, A. (2002)]}$$

I.5.3. Test d'Anderson-Darling

Test d'Anderson-Darling : Considéré comme plus puissant que le test du χ^2 , il accorde une importance accrue aux valeurs extrêmes de l'échantillon, Le critère de conformité (W_n^2) est calculé pour évaluer la qualité de l'ajustement [LABORDE, J.P. (2000)].

I.6. Intervalles de confiance

I.6.1. Définition et Principe

On appelle intervalle de confiance à α sur l'estimation d'un paramètre (comme la moyenne ou la variance), l'intervalle limité par deux bornes tel qu'il y ait α de chances que la véritable valeur du paramètre se trouve à l'intérieur.

La probabilité d'erreur (risque) est notée $(1 - \alpha)$. Par exemple, pour un seuil de confiance de 95 %, il y a 5 % de risques que la valeur réelle tombe en dehors de l'intervalle.

Plus l'échantillon est grand (n), plus l'intervalle se resserre, ce qui signifie que la précision de l'estimation augmente [LABORDE, J.P. (2000) ; DUBREUIL, P. (1974)].

I.6.2. Calcul pour les Paramètres Statistiques

I.6.2.1. Pour la moyenne (\bar{x}) : Les bornes sont définies par la formule : $\bar{x} \pm t \cdot \frac{n}{\sigma}$.

Si la taille de l'échantillon $n < 30$, on utilise la loi de Student ; si $n > 30$, on utilise la loi de Gauss (normale) [LABORDE, J.P. (2000) ; DUBREUIL, P. (1974)].

I.6.2.2. Pour l'écart-type (σ) : Si $n < 50$, on utilise les valeurs de la loi du Khi-deux (χ^2). Pour $n > 50$, on applique la formule : $\sigma \pm t \cdot \frac{\sigma}{2N}$ [LABORDE, J.P. (2000) ; DUBREUIL, P. (1974)].

I.6.2.3. Pour les quantiles (X_p) : l'intervalle dépend de l'écart-type et de coefficients spécifiques (B_1, B_2) liés à la loi de probabilité choisie, comme la loi de Gumbel [LABORDE, J.P. (2000) ; ROCHE, M. (1963)].

$$X_p - t_{\frac{1-\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{2N}} \sqrt{2 + U_p^2} < X_p < X_p + t_{\frac{1-\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{2N}} \sqrt{2 + U_p^2} \dots \text{(I.16) [SARI AHMED, A. (2002)]}$$

Où : [SARI AHMED, A. (2002)]

$t_{\frac{1-\alpha}{2}}$: Variable réduite pour risque $(1 - \frac{\alpha}{2})$ (pour $\alpha = 2,5\%$; $1 - \frac{\alpha}{2} = 0,9875$; $t = 2,24$).

U_p : Variable réduite qui correspond à T et FND.

X_p : La valeur de la variable étudiée ayant une probabilité p de se réaliser.

I.7. La Période de Retour (T)

La période de retour, ou temps de récurrence, est définie comme l'inverse de la probabilité de dépassement d'un événement donné.

Si l'on note $F(x)$ la fonction de répartition (fréquence de non-dépassement **FND**) et $F1$ la fréquence au dépassement (**FD**), la période de retour **T** s'exprime par :

$$FD = 1 - FND \dots \text{(I.17) [LABORDE, J.P. (2000)]}$$

$$T = \frac{1}{FD} = \frac{1}{1-FND} \dots \text{(I.18) [LABORDE, J.P. (2000)]}$$

La période de retour représente la durée moyenne (généralement en années) séparant deux occurrences d'un événement d'une intensité égale ou supérieure à une valeur critique [LABORDE, J.P. (2000)].

Probabilité sur n années : La probabilité **P** de rencontrer au moins une fois une valeur supérieure au quantile x_F sur une période de n observations est donnée par la relation [LABORDE, J.P. (2000)] :

$$P = 1 - F^n \dots \text{(I.19) [LABORDE, J.P. (2000)]}$$

I.7.1. Les Quantiles (X_p ou x_F)

Le quantile est la valeur prise par la variable aléatoire correspondant à une probabilité de non-dépassement F (ou une période de retour T donnée).

Pour un échantillon de grande taille ($n > 30$), le quantile x_F peut être estimé en utilisant la moyenne (\bar{x}) et l'écart-type (σ_x) de la série par l'expression :

$$x_F = \bar{x} + u_F \sigma_x \dots \text{(I.20) [DUBREUIL, P. (1974)]}$$

Où u_F est la variable normale réduite associée à la fréquence F .

Le quantile est déterminé via la variable réduite de Gumbel u . La relation prend la forme :

$$X_p = x_0 + \frac{1}{\alpha} u_p \dots \text{(I.21) [DUBREUIL, P. (1974)]}$$

Où x_0 est le paramètre de position (mode) et α est le paramètre d'échelle (gradex). [LABORDE, J.P. (2000) ; DUBREUIL, P. (1974)].

I.8. Analyses Statistiques Multivariées (ACP et CAH)

L'analyse statistique multivariée constitue une extension nécessaire de la statistique descriptive classique lorsque le chercheur est confronté à des tableaux de données complexes comportant un grand nombre de variables interdépendantes. Ce chapitre explore deux méthodes fondamentales et complémentaires de l'exploration de données : l'Analyse en Composantes Principales (**ACP**) et la Classification Ascendante Hiérarchique (**CAH**) [BOUREZG, E. et al. (2018) ; Kiki, V. J. M. (2019)]

L'ACP est une méthode factorielle descriptive dont l'objectif premier est la réduction de la dimensionnalité. Elle permet de transformer des variables initiales corrélées en de nouvelles variables synthétiques indépendantes, appelées composantes principales, afin de faciliter la visualisation des corrélations et la structure globale du nuage de points [GONZALEZ, P.L. ; DUBY, C. & ROBIN, S].

À l'inverse, la CAH s'inscrit dans une démarche de partitionnement de données (clustering). Elle vise à regrouper les individus en classes homogènes basées sur leurs ressemblances, produisant une structure arborescente appelée dendrogramme qui révèle les hiérarchies naturelles au sein de l'échantillon [Kiki, V. J. M. (2019) ; LOPEZ, B., et al. (2013)].

Bien que leurs mécanismes diffèrent l'ACP se concentre sur l'espace des variables et la variance, tandis que la CAH organise l'espace des individus ces deux approches sont intrinsèquement liées. Dans la pratique scientifique, elles sont souvent utilisées de concert au sein d'une « analyse en tandem » : l'ACP sert alors de préalable pour nettoyer les données et extraire les axes les plus porteurs d'information, fournissant ainsi une base plus stable et décorrélée pour l'exécution de la classification [Rakotomalala, R].

Cette synergie permet de passer d'une compréhension visuelle des tendances climatiques à une typologie rigoureuse des années d'observation [Rakotomalala, R].

I.8.1. Analyse en Composantes Principales (ACP)

I.8.1.1. Principe général

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) est une méthode descriptive multidimensionnelle appartenant à la famille des analyses factorielles. Contrairement aux approches inférentielles, elle repose sur un modèle géométrique plutôt que probabiliste, visant à synthétiser l'information contenue dans un tableau de données complexe. Le principe fondamental réside dans la transformation des variables initiales, souvent corrélées, en de nouvelles variables indépendantes appelées "composantes principales" [DUBY, C. et al].

Mathématiquement, l'ACP opère un changement de base en projetant le nuage de points d'un espace à p dimensions vers un sous-espace de dimension réduite, généralement un plan factoriel (F1, F2). Cette démarche consiste à déterminer de nouveaux axes, dits principaux, qui minimisent la perte d'information en maximisant l'inertie (dispersion) du nuage projeté [GONZALEZ, P.L ; DUBY, C. et al].

I.8.1.2. Objectifs Scientifiques de la Méthode

L'application de l'ACP répond à trois objectifs fondamentaux :

Réduction de la dimensionnalité (Compression) : Résumer l'information de p variables initiales en un nombre restreint de composantes k ($k \ll p$) sans perte significative de données [CHANIALIDIS, C et al. (2021)].

Analyse des corrélations : Étudier les liaisons linéaires entre les variables et identifier des structures latentes [GONZALEZ, P.L ; DUBY, C. et al].

Analyse de proximité : Déceler les ressemblances ou disparités entre individus (ex : années climatiques) en observant leurs distances euclidiennes dans l'espace factoriel [GONZALEZ, P.L ; DUBY, C. et al].

I.8.1.3. Formalisme Mathématique et Matriciel

I.8.1.3.1. Structure de la Matrice de Données (X)

Le point de départ de l'analyse est une matrice de données brute, notée X , de dimension (n , p), représentant n individus observés sur p variables quantitatives [GONZALEZ, P.L]:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & x_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \dots & x_{np} \end{pmatrix} \dots \text{(I.22)} \text{ [GONZALEZ, P.L]}$$

Où [GONZALEZ, P.L]:

x_{ij} est la valeur de la j -ème variable pour le i -ème individu.

L'Individu (e_i) est un élément de \mathbb{R}^p (espace des individus).

La Variable (X_j) est un élément de \mathbb{R}^n (espace des variables).

I.8.1.3.2. Espaces des Individus et des Variables

Espace des individus (\mathbb{R}^p) : Chaque ligne du tableau est un vecteur représentant un individu dans un espace à p dimensions. La distance entre deux unités est la distance euclidienne classique [BOUREZG, E. et al. (2018) ; GONZALEZ, P.L].

Espace des variables (\mathbb{R}^n) : Chaque colonne est un vecteur représentant une variable dans un espace à n dimensions. Les angles entre ces vecteurs reflètent les corrélations entre variables [BOUREZG, E. et al. (2018) ; GONZALEZ, P.L].

I.8.1.4. Les Différents Types d'ACP

I.8.1.4.1. L'ACP Non Normée (ou simple) : s'appuie sur la matrice de variance-covariance (Σ). Ici, les variables conservent leurs unités et échelles originales. Elle n'est pertinente que si toutes les variables sont exprimées dans la même unité [BOUREZG, E. et al. (2018) ; DUBY, C. et al].

I.8.1.4.2. L'ACP Normée : utilise la matrice de corrélation (R). Les variables sont centrées et réduites, ce qui leur donne un poids égal dans l'analyse, indépendamment de leur échelle [DUBY, C. et al].

I.8.1.5. Étapes de mise en œuvre : L'ACP Normée

Dans le cadre d'études climatiques avec des unités hétérogènes (mm, °C), il est impératif d'utiliser l'ACP normée [DUBY, C. et al].

I.8.1.5.1. Standardisation (Centrage et Réduction) : On transforme chaque valeur x_{ij} en une variable centrée-réduite z_{ij} pour que toutes les variables aient une moyenne nulle et une variance égale à 1 [GONZALEZ, P.L ; DUBY, C. et al].

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sigma_j} \dots \text{(I.23) [GONZALEZ, P.L]}$$

Cela permet d'éliminer les "effets de masse" où les variables à forte variance domineraient artificiellement les axes [DUBY, C. et al].

I.8.1.5.2. Matrice de Corrélation (R) : On calcule la matrice R , qui est la matrice de variance-covariance des variables standardisées [DUBY, C. et al].

I.8.1.5.3. Diagonalisation et Valeurs Propres (λ) : On résout l'équation caractéristique pour extraire les valeurs propres (λ_k) et les vecteurs propres (u_k) [DUBY, C. et al].

$$R_{u_k} = \lambda_k u_k \dots \text{(I.24) [BOUREZG, E. et al. (2018)]}$$

$$\text{Avec } \|u_k\| = 1 \dots \text{(I.25) [GONZALEZ, P.L.]}$$

Chaque valeur propre λ_k représente la part de variance "absorbée" par le k -ème axe factoriel. La somme des valeurs propres est égale au nombre total de variables p [DUBY, C. et al].

I.8.1.6. Critères d'Interprétation et de Qualité des Résultats

I.8.1.6.1. Représentation des Variables : Le Cercle des Corrélations

Les variables sont projetées à l'intérieur d'un cercle de rayon 1. La coordonnée d'une variable sur un axe correspond à son coefficient de corrélation avec celui-ci. Un vecteur proche de la circonférence indique une variable très bien représentée [DUBY, C. et al].

I.8.1.6.2. Représentation des Individus : Le Nuage de Points

Les individus sont projetés sur les plans factoriels (souvent F_1 - F_2). La proximité entre deux points traduit une ressemblance entre ces deux années climatiques par rapport à l'ensemble des variables [DUBY, C. et al].

I.8.1.6.3. Indicateurs de Qualité (\cos^2) et de Contribution (Ctr)

Cosinus Carré (\cos^2) : Mesure la qualité de représentation d'un point sur un axe. Plus il est proche de 1, plus la projection est fidèle [GONZALEZ, P.L.].

Contribution (Ctr) : Indique le poids d'un individu ou d'une variable dans la formation de l'inertie de l'axe k [GONZALEZ, P.L ; DUBY, C. et al].

I.8.1.7. Critères de Sélection des Axes Pertinents

I.8.1.7.1. La Règle de Kaiser ($\lambda > 1$)

On ne retient que les axes dont la valeur propre est supérieure à 1, car ils expliquent plus de variance qu'une variable isolée [GONZALEZ, P.L ; CHANIALIDIS, C et al (2021)].

I.8.1.7.2. Le Critère du Coude (Scree-plot)

On observe l'histogramme des valeurs propres décroissantes. On conserve les axes situés avant la cassure (le "coude") de la courbe, là où l'apport en information devient marginal [GONZALEZ, P.L ; CHANIALIDIS, C et al (2021)].

I.8.2. La Classification Ascendante Hiérarchique (CAH)

I.8.2.1. Définition

La Classification Ascendante Hiérarchique (*CAH*) est une méthode statistique de partitionnement de données appartenant à la famille de l'apprentissage non supervisé. Elle vise à répartir n individus, décrits par p variables quantitatives, en un certain nombre de groupes (classes ou clusters) aussi homogènes que possible. La démarche est dite « ascendante » car elle procède par agglomérations successives : elle part d'une situation où chaque individu constitue sa propre classe et fusionne itérativement les unités les plus proches jusqu'à l'obtention d'une classe unique regroupant tout l'échantillon [LOPEZ, B., et al. (2013) ; Chevalier, F., & Le Bellac, J. (2012) ; Kiki, V. J. M. (2019)].

I.8.2.2. Objectifs de l'analyse

L'application de la CAH répond aux nécessités scientifiques suivantes :

Identification des structures cachées : Déceler des organisations « naturelles » au sein des données qui ne sont pas connues a priori [Kiki, V. J. M. (2019)].

Regroupement des années similaires : En climatologie, classer les chroniques annuelles pour identifier des types de comportements météo-climatiques récurrents [Kiki, V. J. M. (2019) ; Chevalier, F., & Le Bellac, J. (2012)].

Réduction de la complexité : Résumer l'information d'un tableau complexe en remplaçant un grand nombre d'individus par une typologie simplifiée de quelques classes [Rakotomalala, R ; Chevalier, F., & Le Bellac, J. (2012)].

Analyse de la séparabilité : Quantifier l'éloignement global entre les différents groupes (hétérogénéité inter-classe) [Rakotomalala, R].

I.8.2.3. Principes Algorithmiques et Métriques de Distance

I.8.2.3.1. Nature des données d'entrée

Il est scientifiquement recommandé de réaliser la CAH sur les coordonnées des individus issues d'une Analyse en Composantes Principales (ACP) plutôt que sur les données brutes. Cette approche, appelée « Tandem Analysis », présente trois avantages majeurs :

1. Elle utilise des axes orthogonaux (décorrélés), rendant la distance euclidienne plus pertinente.
2. Elle permet un « nettoyage » des données en ne retenant que les premiers axes porteurs d'information et en éliminant le bruit de fond.
3. Elle stabilise la classification en s'appuyant sur les variables synthétiques de variance maximale. [Rakotomalala, R]

I.8.2.3.2. Mesure de similarité : La distance Euclidienne

Le calcul de la dissimilarité entre deux individus i et j repose généralement sur la distance Euclidienne, qui représente la distance géométrique dans l'espace multidimensionnel. Sa formule est : [Chevalier, F., & Le Bellac, J. (2012) ; LOPEZ, B., et al. (2013)]

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2} \dots \text{(I.25) [Chevalier, F., \& Le Bellac, J. (2012)]}$$

Une distance nulle indique des observations identiques, tandis qu'une valeur élevée traduit une forte dissimilarité [Kiki, V. J. M. (2019)].

I.8.2.3.3. Le critère de Ward et la décomposition de l'inertie (Ward's Method)

a. Le concept statistique : Contrairement aux autres méthodes d'agrégation (telles que le saut minimum ou "single linkage") qui reposent uniquement sur les distances brutes entre les individus et qui risquent de créer des effets de chaînage indésirables, la méthode de Ward se base sur l'analyse de la variance, appelée ici **l'inertie**. L'objectif fondamental est de générer des groupes extrêmement homogènes, compacts et concentrés autour de leurs centres de gravité respectifs (minimisation de l'inertie intra-classe), tout en maximisant l'éloignement et la séparabilité entre les différents groupes (maximisation de l'inertie inter-classe) [Chevalier, F., & Le Bellac, J. (2012) ; Rakotomalala, R].

b. Le théorème de Huygens : Ce principe s'appuie directement sur la formule de décomposition de l'inertie issue du théorème de Huygens :

$$\text{Inertie}_{\text{Totale}} = \text{Inertie}_{\text{Intra}} + \text{Inertie}_{\text{Inter}} \dots [\text{Rakotomalala, R}]$$

Étant donné que l'inertie totale d'un échantillon de données est une constante invariable, le fait de minimiser la dispersion au sein des groupes ($\text{Inertie}_{\text{Intra}}$) entraîne de manière mathématiquement automatique la maximisation de la distance géométrique entre ces mêmes groupes ($\text{Inertie}_{\text{Inter}}$), ce qui correspond exactement à l'effet recherché pour une classification robuste [Rakotomalala, R].

c. La formulation mathématique de l'indice de fusion : À chaque étape de l'algorithme, la fusion de deux classes a et b est déterminée par le calcul du coût d'agrégation Δ , formalisé comme suit [Rakotomalala, R. (s.d.)]:

$$\Delta(a, b) = \frac{n_a n_b}{n_a + n_b} d^2(g_a, g_b) \dots \text{(I.26) [Rakotomalala, R]}$$

Où :

n_a et n_b représentent respectivement les effectifs (nombre d'individus) des classes a et b .

g_a et g_b désignent les coordonnées des barycentres (centres de gravité) de chacune de ces deux classes.

$d^2(g_a, g_b)$ correspond au carré de la distance euclidienne séparant ces deux barycentres.

I.8.2.4. Représentation Graphique et Partitionnement Optimal

I.8.2.4.1. Le Dendrogramme : Arbre de classification

Le résultat de la CAH est visualisé par un dendrogramme (arbre binaire). Les feuilles représentent les individus et les nœuds symbolisent les fusions. L'axe vertical (Height) indique le niveau d'agrégation : plus une branche est longue, plus les groupes fusionnés sont dissemblables [Rakotomalala, R. ; Chevalier, F., & Le Bellac, J. (2012)].

I.8.2.4.2. Détermination du nombre optimal de classes

Le choix de la partition finale s'appuie sur deux critères :

Indice de saut d'inertie : On observe l'histogramme des indices de niveau. Un saut important indique que l'on agrège des groupes très hétérogènes ; il est alors préférable de couper l'arbre juste avant ce saut [Chevalier, F., & Le Bellac, J. (2012) ; Rakotomalala, R.].

Niveau de coupure : On sectionne le dendrogramme au niveau d'une branche particulièrement longue pour garantir une forte hétérogénéité inter-classe et une homogénéité intra-classe élevée [Chevalier, F., & Le Bellac, J. (2012) ; Kiki, V. J. M. (2019)].

I.8.2.4.3. Critères de Validation et d'Optimisation du Partitionnement en CAH

L'identification du nombre adéquat de classes est une étape fondamentale pour transformer une hiérarchie (dendrogramme) en une typologie interprétable. Pour garantir la robustesse statistique de la partition, plusieurs indices de performance sont mobilisés [Chevalier, F., et al].

a. L'Indice de Silhouette : L'indice de Silhouette est une mesure de validation interne qui permet d'évaluer la qualité de l'affectation des individus au sein des clusters [Rakotomalala, R.].

Concept : Il calcule, pour chaque individu, la différence entre sa distance moyenne avec les autres membres de sa propre classe (cohésion) et sa distance moyenne avec les individus de la classe voisine la plus proche (séparation) [Rakotomalala, R.].

Interprétation : Cet indice varie entre -1 et 1. Une valeur proche de 1 indique que l'individu est parfaitement positionné dans sa classe et bien séparé des groupes limitrophes, confirmant ainsi un partitionnement optimal. À l'inverse, une valeur proche de 0 suggère que l'individu se situe à la frontière de deux groupes [Rakotomalala, R.].

b. L'Indice de Hartigan : L'indice de Hartigan constitue un critère statistique rigoureux pour arbitrer le choix du nombre de classes k [Rakotomalala, R.].

Mécanisme : Contrairement à l'approche visuelle du saut d'inertie, cet indicateur repose sur l'analyse de la décroissance de la variance intra-classe lorsqu'on augmente le nombre de groupes [Rakotomalala, R.].

Règle de décision : En pratique, le nombre optimal de classes est identifié au point où l'ajout d'un nouveau groupe n'apporte plus d'amélioration significative à la structure des données. On effectue la **troncature de l'arbre** là où la différence entre deux indices successifs, notée $H(k-1) - H(k)$, atteint sa valeur maximale. Ce point correspond graphiquement à un « coude » ou un « saut » majeur dans l'histogramme des indices de niveau, signalant que le regroupement suivant fusionnerait des classes trop hétérogènes [Rakotomalala, R. ; Chevalier, F., et al].

I.9. Conclusion

En définitive, ce premier chapitre a permis d'établir le cadre statistique et probabiliste nécessaire à une analyse rigoureuse des données hydroclimatiques. Les paramètres de position et de dispersion fournissent une description synthétique et comparable des séries, tandis que les lois de distribution offrent un modèle mathématique permettant d'extrapoler le comportement des variables au-delà de la période d'observation. Les tests d'ajustement, au premier rang desquels le test du khi-deux de Pearson, garantissent la validité statistique de ce choix de modèle. Enfin, les méthodes multivariées ACP et CAH complètent cet arsenal analytique en permettant d'explorer les structures de corrélation et de classification au sein de jeux de données complexes.

Chapitre II :

Séries Chronologiques.

II.1. Introduction

L'analyse des séries chronologiques constitue une branche spécifique de la statistique, définie comme une suite d'observations ordonnées dans le temps. Contrairement à l'analyse statistique classique, cette approche introduit la dimension chronologique pour examiner l'évolution et la stabilité des paramètres météorologiques.

Ce chapitre a pour objectif de présenter le cadre théorique de l'analyse des séries temporelles dans ses aspects les plus pertinents pour les études hydrologiques. Après avoir défini la notion de série chronologique et ses principaux modes de classification, il expose les composantes fondamentales d'une chronique (tendance, saisonnalité, cycles et résidus) ainsi que les concepts de stationnarité et d'autocorrélation. Ce cadre théorique inclura également les tests non-paramétriques, tels que le test de Pettitt, indispensables pour détecter d'éventuelles ruptures dans les séries chronologiques.

II.2. Définition des séries chronologiques

Une série chronologique (ou temporelle), notée souvent $\{y_t, t \in T\}$, est une suite ordonnée d'observations d'une grandeur numérique réalisées au cours du temps. Elle est définie mathématiquement comme une série statistique bivariée (t, y_t) où :

t représente le temps (indices chronologiques : jours, mois, années).

y_t est la variable numérique observée à l'instant t .

Ces séries permettent de passer d'une analyse statique à une analyse dynamique pour identifier les tendances et la stabilité des paramètres météorologiques au fil des décennies [BELBACHIR, G. (2024) ; BEN SALAH, M. (2021)].

II.3. Classification des séries chronologiques

Dans le cadre de l'analyse hydrométéorologique, les séries chronologiques (ou chroniques) sont classifiées selon plusieurs critères fondamentaux liés à leur structure temporelle, leur comportement statistique et leur mode de décomposition.

II.3.1. Classification selon la nature de l'intervalle temporel

L'analyse des chroniques distingue deux catégories basées sur la continuité du processus d'acquisition des données :

II.3.1.1. Les séries discrètes : Elles représentent le cas le plus courant en hydrologie et en économie. La variable est observée à des intervalles de temps réguliers et équidistants, tels que des pas de temps journaliers, mensuels ou annuels [BELBACHIR, G. (2024) ; BEN SALAH, M. (2021)].

II.3.1.2. Les séries continues : Elles se rencontrent principalement en physique, où la grandeur numérique est enregistrée de façon ininterrompue sur un intervalle de temps réel [BEN SALAH, M. (2021)].

II.3.2. Classification selon les propriétés statistiques (Stationnarité)

La stabilité des moments statistiques (moyenne, variance, autocovariance) permet de différencier deux types de processus :

II.3.2.1. Les séries stationnaires : Une série est dite stationnaire si ses propriétés statistiques sont invariantes dans le temps. Elle ne présente ni tendance (Trend) ni saisonnalité marquée et est souvent modélisée comme un « bruit blanc » [BELBACHIR, G. (2024) ; BEN SALAH, M. (2021) ; BENOSMANE, A. (2024)].

II.3.2.2. Les séries non-stationnaires : Elles affichent des dérives temporelles dues à une évolution de la moyenne ou de la variance. On distingue deux sous-processus [BELBACHIR, G. (2024) ; ONDO, J. C. (2002)] :

Processus TS (Trend Stationary) : La non-stationnarité est de nature déterministe ; la série dépend directement d'une fonction polynomiale du temps [BELBACHIR, G. (2024) ; BEN SALAH, M. (2021)].

Processus DS (Difference Stationary) : La non-stationnarité est de nature stochastique (ex : marche au hasard) ; elle nécessite une différenciation pour être stationnarisée [BELBACHIR, G. (2024) ; BEN SALAH, M. (2021)].

II.3.3. Classification selon les schémas de décomposition

Selon la manière dont les composantes fondamentales (tendance T_t , saisonnalité S_t , cycle C_t et résidu ϵ_t) interagissent, on définit :

II.3.3.1. Le modèle additif : Les composantes sont supposées indépendantes et s'additionnent ($Y_t = T_t + S_t + C_t + \epsilon_t$). L'amplitude des fluctuations reste constante autour de la tendance [BELBACHIR, G. (2024) ; BEN SALAH, M. (2021)].

II.3.3.2. Le modèle multiplicatif : Les composantes sont interdépendantes ($Y_t = T_t \times S_t \times C_t \times \epsilon_t$). Ici, l'amplitude des variations évolue proportionnellement au niveau de la tendance [BELBACHIR, G. (2024) ; BEN SALAH, M. (2021)].

II.4. Composantes d'une série chronologique

L'évolution globale d'une série peut être décomposée en quatre mouvements fondamentaux [BELBACHIR, G. (2024)] :

II.4.1 La Tendance (Trend - T_t)

La **Tendance** représente l'évolution à long terme et le comportement "moyen" du phénomène. Un modèle fréquent est la tendance linéaire [BELBACHIR, G. (2024) ; BEN SALAH, M. (2021)] :

$$y_t = \alpha + \beta t + \varepsilon_t \dots \text{(II.1) [BELBACHIR, G. (2024)]}$$

Où : [BELBACHIR, G. (2024)]

α (**Ordonnée à l'origine**) : Représente la valeur initiale ou la constante du modèle.

β (**Pente ou Coefficient de régression**) : Indique le taux de variation moyen de la variable par unité de temps. Une pente positive indique une tendance croissante, tandis qu'une pente négative traduit une baisse.

ε_t (**Terme d'erreur ou Bruit**) : Désigne les irrégularités ou le mouvement résiduel qui ne peut être expliqué par la tendance déterministe.

II.4.2. La Saisonnalité (S_t)

La **Saisonnalité** c'est des fluctuations périodiques régulières se répétant à intervalles fixes (ex: $P=12$ pour des données mensuelles). Dans un schéma additif, on a [BELBACHIR, G. (2024) ; BEN SALAH, M. (2021)] :

$\sum_{j=1}^P S_j = 0$; Ce qui signifie que les effets saisonniers s'annulent sur une année [LABORDE, J.P. (2000)].

II.4.3. La Cyclicité (C_t)

La **Cyclicité** regroupe des oscillations de longue période autour de la tendance, souvent liées à des cycles macro-climatiques ou économiques, dont la durée n'est pas fixe [BELBACHIR, G. (2024) ; BEN SALAH, M. (2021)].

II.4.4. Le Bruit Aléatoire (ε_t ou R_t)

Le **Bruit** Appelée aussi composante résiduelle, elle rassemble les variations imprévisibles et accidentelles. On la considère souvent comme un "bruit blanc" si son espérance $E(\varepsilon_t) = 0$ et sa variance est constante [BELBACHIR, G. (2024) ; BEN SALAH, M. (2021) ; ONDO, J. C. (2002)].

II.5. Homogénéité et détection de rupture

Le contrôle de la validité des données est un préalable absolu à toute analyse fréquentielle en hydrologie. Cette étape vise à garantir que la série chronologique est à la fois aléatoire, simple et homogène [ONDO, J. C. (2002)].

II.5.1. Homogénéité

II.5.1.1. Concepts de l'homogénéité des données

Une série de données est dite « homogène » si elle provient de la mesure d'un phénomène aléatoire dont les caractéristiques statistiques sont restées stables durant toute la période d'observation [ONDO, J. C. (2002)].

II.5.1.2. Origines de l'hétérogénéité :

Les défauts d'homogénéité résultent généralement d'aléas techniques plutôt que de changements climatiques naturels. Ils incluent le déplacement d'une station, le changement d'instrumentation (ex : changement du diamètre de l'éprouvette du pluviomètre), une modification de l'environnement du site (urbanisation, croissance de la végétation) ou un changement d'observateur [DUBREUIL, P. (1974) ; ONDO, J. C. (2002)].

II.5.1.3. Méthode de détection : Les doubles cumuls (Double-mass curve) :

C'est une technique graphique robuste qui consiste à comparer le cumul des valeurs de la station à contrôler avec le cumul d'une station témoin homogène ou d'une moyenne régionale. Une rupture de pente dans la droite d'ajustement signale l'année d'introduction d'une erreur systématique [LABORDE, J.P. (2000) ; ONDO, J. C. (2002)].

II.5.2. Détection de rupture (Tests de Homogénéité)

II.5.2.1. Définition

La rupture est définie comme un changement brusque dans la loi de probabilité du processus générateur de la série à un instant donné t_0 . Elle se manifeste par une modification de la moyenne ou de la variance de la chronique [ONDO, J. C. (2002) ; SABEUR, K. (2022)].

On distingue deux types de structures de rupture :

Rupture brusque (abrupte) : Le saut de moyenne se produit instantanément entre deux observations consécutives [ONDO, J. C. (2002)].

Rupture avec continuité : Le changement est graduel, souvent modélisé par une rupture de pente dans la tendance déterministe [ONDO, J. C. (2002)].

II.5.2.2. Principaux tests statistiques de détection

La littérature hydrologique privilégie plusieurs tests, chacun possédant des puissances spécifiques selon la position de la rupture dans la série.

Test de Pettitt (1979) : Test non-paramétrique dérivé de celui de Mann-Whitney. Il est particulièrement puissant pour détecter une rupture au milieu de l'échantillon sans exiger la

normalité des données. La date de rupture estimée correspond à l'instant où la valeur absolue de la statistique K_n est maximale [ONDO, J. C. (2002) ; SABEUR, K. (2022)].

Test de Buishand (1982) et Ellipses de Bois : Ce test paramétrique repose sur les écarts cumulés à la moyenne. Il est souvent associé à la méthode des Ellipses de Bois, qui fournit un cadre visuel pour juger de la significativité de la rupture via un intervalle de confiance [ONDO, J. C. (2002) ; LOPEZ, B., et al (2013) ; SABEUR, K. (2022)].

Procédure de Segmentation d'Hubert (1989) : Cette méthode est conçue pour détecter plusieurs ruptures dans une même série. Elle découpe la chronique en m segments de telle sorte que les moyennes de deux segments contigus soient significativement différentes selon le test de Scheffé [SABEUR, K. (2022)].

II.5.2.3. Apport des tests de Monte Carlo

Dans le cas de séries présentant une forte persistance (autocorrélation), les tests classiques peuvent conduire à des rejets fallacieux de l'hypothèse de stationnarité. Les « tests de Monte Carlo » apparaissent alors comme une alternative puissante. Ce sont des tests exacts qui permettent de générer des distributions empiriques sous l'hypothèse nulle (H_0), garantissant ainsi un contrôle rigoureux du niveau de signification, même pour des échantillons de taille finie ou autocorrélés [ONDO, J. C. (2002)].

II.5.3. Le Critère d'Homogénéité et Détection de Rupture

La détection de ces discontinuités s'effectue via des tests de segmentation reconnus, tels que le **Test de Pettitt** (non paramétrique) ou la **méthode bayésienne de Lee-Heghinian**. Sous un seuil de signification de $\alpha = 5\%$, la décision est prise comme suit [ONDO, J. C. (2002) ; SABEUR, K. (2022)] :

Si p-value > 0,05 : L'hypothèse de rupture est rejetée. La série est considérée comme homogène [LOPEZ, B., et al. (2013)].

Si p-value ≤ 0,05 : Une rupture statistiquement significative est identifiée. La série est dite hétérogène, et la date du changement est estimée au point où la statistique du test est maximale [LOPEZ, B., et al. (2013)].

II.6. Modélisation Stochastique : La Méthodologie de Box-Jenkins

La méthodologie de Box et Jenkins (1970) est une approche systématique et itérative dédiée à l'identification, l'estimation et la validation de modèles de type **ARIMA** (Auto-Regressive Integrated Moving Average). Elle repose sur le principe de parcimonie, qui consiste à sélectionner le modèle le plus simple (ayant le moins de paramètres possibles) capable de représenter fidèlement la structure de corrélation de la série [BEN SALAH, M. (2021) ; BELBACHIR, G. (2024)].

Cette démarche s'articule autour de cinq étapes fondamentales [BEN SALAH, M. (2021) ; BELBACHIR, G. (2024)] :

Stationnarisation : Elle vise à rendre la série stationnaire en moyenne (par différenciation d'ordre d) et en variance (par transformation logarithmique si nécessaire).

Identification : Analyse des fonctions d'autocorrélation simple (ACF) et partielle (PACF) pour suggérer les ordres p (partie autorégressive) et q (moyenne mobile).

Estimation des paramètres : Calcul des coefficients du modèle par la méthode du maximum de vraisemblance ou des moindres carrés.

Diagnostic et Validation : Vérification de l'adéquation du modèle par l'examen des résidus. Ceux-ci doivent se comporter comme un bruit blanc (indépendants et sans structure), validé par des tests comme celui de Ljung-Box.

Prévision : Une fois validé, le modèle est utilisé pour l'extrapolation des valeurs futures de la série.

II.7. L'Autocorrélation

L'autocorrélation est une mesure statistique de l'association entre les valeurs actuelles et passées d'une série. Elle permet de quantifier la "mémoire" du processus hydrologique [BELBACHIR, G. (2024) ; BENOSMANE, A. (2024)].

II.7.1. Fonction d'Autocorrélation (FAC) : Elle mesure la corrélation entre les observations y_t et y_{t-k} séparées par k unités de temps. Sa formule est [BELBACHIR, G. (2024)] :

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\sigma^2} \dots \text{(II.2) [BELBACHIR, G. (2024)]}$$

Où γ_k est l'autocovariance au retard k .

II.7.2. Autocorrélation Partielle (FACP) : Elle identifie la corrélation directe entre y_t et y_{t-k} en éliminant l'influence des décalages intermédiaires [BELBACHIR, G. (2024) ; BENOSMANE, A. (2024)].

II.7.3. Application (Modèles ARIMA) : L'analyse des graphiques FAC et FACP (le corrélogramme) est essentielle pour identifier les ordres p (partie autorégressive) et q (moyenne mobile) d'un modèle ARIMA. En hydrologie, cela permet de modéliser par exemple comment les précipitations d'un mois influencent statistiquement le mois suivant [BELBACHIR, G. (2024) ; BEN SALAH, M. (2021) ; BENOSMANE, A. (2024)].

II.8. La Stationnarité des Séries chronologiques

La stationnarité est une hypothèse fondamentale pour l'analyse inférentielle en hydrométéorologie. Elle exprime que les propriétés statistiques du phénomène étudié sont indépendantes du temps [BELBACHIR, G. (2024) ; ONDO, J. C. (2002)].

II.8.1. Stationnarité au Sens Faible (ou d'ordre 2) : Dans la pratique hydrologique, on privilégie la stationnarité au sens large car la stationnarité "stricte" (impliquant l'invariance de toutes les lois de probabilité) est quasi impossible à prouver. Une série $\{X_t\}$ est dite stationnaire d'ordre 2 si elle respecte trois conditions mathématiques strictes [HELSEL, D. R. et al. (1992)] :

Espérance constante : La moyenne ne dépend pas du temps [BELBACHIR, G. (2024) ; ONDO, J. C. (2002)].

$$E(X_t) = \mu, \forall t \dots \text{(II.11)} \text{ [BELBACHIR, G. (2024)]}$$

Variance constante et finie : La dispersion des données reste stable [BELBACHIR, G. (2024) ; ONDO, J. C. (2002)].

$$\text{var}(X_t) = \sigma^2, \forall t \dots \text{(II.12)} \text{ [BELBACHIR, G. (2024)]}$$

Autocovariance dépendante uniquement du décalage (k) : La liaison entre deux valeurs dépend de la distance temporelle entre elles et non de l'instant précis [BELBACHIR, G. (2024) ; ONDO, J. C. (2002)].

$$\text{Cov}(X_t, X_{t+k}) = \gamma_k \dots \text{(II.13)} \text{ [BELBACHIR, G. (2024)]}$$

L'absence de stationnarité se manifeste souvent par la présence d'une tendance (linéaire ou monotone) ou d'une rupture dans la série [ONDO, J. C. (2002)].

Le test de **Dickey-Fuller Augmenté (ADF)** est couramment utilisé pour détecter la présence d'une racine unitaire (non-stationnarité) [BENOSMANE, A. (2024)].

II.8.2. Le Critère de Stationnarité de la Série Temporelle

La vérification de ce critère s'appuie sur des tests statistiques non paramétriques robustes, principalement le Test de Mann-Kendall. En fixant le seuil de signification standard à $\alpha = 5\%$ (niveau de confiance de 95%), la règle de décision repose sur la probabilité calculée (p-value) [LOPEZ, B., et al. (2013)] :

Si p-value > 0,05 : Nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle (H_0). On conclut à l'absence de tendance significative et la série est proclamée stationnaire [LOPEZ, B., et al. (2013) ; Kiki, V. J. M. (2019)].

Si p-value \leq 0,05 : L'hypothèse nulle est rejetée en faveur de l'hypothèse alternative (H_1), confirmant la présence d'une tendance et donc la non-stationnarité de la chronique [LOPEZ, B., et al. (2013) ; Kiki, V. J. M. (2019)].

II.9. Analyse des tendances

Elle consiste à vérifier si la série présente une évolution statistiquement significative :

II.9.1 Test de Mann-Kendall

II.9.1.1. Définition

Le test de Mann-Kendall est un test statistique non-paramétrique largement utilisé pour détecter des tendances monotones dans les séries temporelles climatiques et hydrologiques. Sa robustesse réside dans le fait qu'il ne nécessite pas la normalité des données et qu'il est peu sensible aux valeurs aberrantes (Outliers) [LOPEZ, B., et al (2013) ; HELSEL, D. R. et al. (1992)].

II.9.1.2. Statistique du test (S):

Le test repose sur le calcul d'une statistique S , qui compare chaque paire de données (x_i, y_i) et (x_j, y_j) pour tout $j > i$ selon la formule suivante [LOPEZ, B., et al (2013) ; HELSEL, D. R. et al. (1992)] :

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sgn} [(y_j - y_i)(x_j - x_i)] \dots \text{(II.3) [LOPEZ, B., et al. (2013)]}$$

Où y représente la variable étudiée (Pluviométrie, Température) et x représente le temps (Années).

Puisque le temps est croissant ($x_j - x_i > 0$) le signe du produit dépend uniquement de la différence $(y_j - y_i)$.

La fonction de signe (sgn) : Dans le cadre du calcul de la statistique S , la fonction de signe (sgn) permettant de transformer les écarts numériques en indicateurs directionnels. Elle est définie par trois conditions distinctes : [LOPEZ, B., et al (2013)]

sgn(x) = 1 : Si $(y_j - y_i) > 0$; Cela indique une **augmentation** de la valeur rainure (observation tardive supérieure à la précédente).

sgn(x) = 0 : Si $(y_j - y_i) = 0$; Cela correspond à des valeurs identiques, appelées **Ex-aequo** (ou *Ties*).

sgn(x) = -1 : Si $(y_j - y_i) < 0$; Cela traduit une **diminution** de la valeur (observation tardive inférieure à la précédente).

II.9.1.3. Variance et correction des ex-aequo:

Lorsque la série présente des valeurs identiques (Ex-aequo ou Ties), la variance de S doit être corrigée pour assurer la précision du test. La formule de la variance corrigée $Var(S)$ est [LOPEZ, B., et al (2013) ; HELSEL, D. R. et al. (1992)] :

$$Var(S) = \frac{1}{18} \left[n(n-1)(2n+5) - \sum_{p=1}^g t_p(P-1)(2P+5) \right] \dots \text{(II.4) [LOPEZ, B., et al. (2013)]}$$

Avec g le nombre de groupes de valeurs égales et t_p le nombre de données dans le groupe p .

II.9.1.4. Statistique réduite (Z) et décision:

Pour les échantillons de taille $n \geq 10$, on calcule la statistique réduite Z qui suit une loi normale centrée réduite [LOPEZ, B., et al (2013) ; HELSEL, D. R. et al. (1992)] :

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{Var(S)}} & Si S > 0 \\ 0 & Si S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{Var(S)}} & Si s < 0 \end{cases} \dots \text{(II.5) [LOPEZ, B., et al. (2013)]}$$

L'existence d'une tendance significative est confirmée si $|Z| > 1,96$ (pour un niveau de confiance de (95%). Une valeur positive de Z indique une tendance à la hausse, tandis qu'une valeur négative indique une tendance à la baisse [LOPEZ, B., et al (2013)].

II.9.2. La Régression Linéaire

II.9.2.1. Principe

La régression est une méthode statistique fondamentale visant à mettre en évidence et à formaliser la relation moyenne qui unit deux ou plusieurs caractères quantitatifs. Elle consiste à expliquer les variations d'une variable, dite dépendante, endogène ou expliquée (y_i), par une ou plusieurs autres variables dites indépendantes, exogènes ou explicatives (x_i). Contrairement à la simple corrélation qui traite les variables de façon symétrique, la régression cherche à quantifier l'influence directionnelle d'une variable sur l'autre [BOUREZG, E. et al. (2018) ; BELBACHIR, G. (2024)].

II.9.2.2. Type de la régression Linéaire

II.9.2.2.1. La régression simple : Elle porte sur deux variables seulement : une variable expliquée et une seule variable explicative. Elle cherche à ajuster une droite de type $y = ax + b$ au nuage de points [LABORDE, J.P. (2000) ; BELBACHIR, G. (2024)].

II.9.2.2.2. La régression multiple : Elle intervient lorsqu'une variable (z) est expliquée simultanément par plusieurs variables indépendantes (x, y, \dots). Elle permet de mesurer l'impact propre de chaque facteur en tenant les autres constants via des coefficients de corrélation partielle [LABORDE, J.P. (2000) ; BOUREZG, E. et al. (2018)].

II.9.2.3. Formalisme du Modèle de Régression Simple

II.9.2.3.1. Équation de la Droite de Régression : Le modèle de tendance linéaire s'exprime par l'équation mathématique suivante :

$$y_t = \alpha + \beta t + \varepsilon_t \dots \text{(II.6) [BELBACHIR, G. (2024)]}$$

Où : α est la constante, β le coefficient de pente (variation moyenne par période), et ε_t le terme d'erreur.

II.9.2.3.2. Méthode d'Estimation : Les Moindres Carrés Ordinaires (MCO) : L'ajustement consiste à déterminer les paramètres \mathbf{a} et \mathbf{b} qui minimisent la somme des carrés des écarts entre les points observés (y_i) et les points estimés sur la droite (y_c). Le critère de minimisation est [LABORDE, J.P. (2000) ; BELBACHIR, G. (2024)] :

$$G = \sum (y_i - (at_i + b))^2 \rightarrow \text{Minimum} \dots \text{(II.7) [BELBACHIR, G. (2024)]}$$

Mathématiquement, les coefficients sont obtenus en annulant les dérivées partielles de cette fonction par rapport à \mathbf{a} et \mathbf{b} . Les formules d'estimation sont : [BELBACHIR, G. (2024)]

Calcul de la pente (a) :

$$\mathbf{a} = \hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2} = \frac{\text{Cov}(t,y)}{\text{Var}(t)} \dots \text{(II.8) [ONDO, J. C. (2002)]}$$

Calcul de la constante ($\hat{\alpha}$) :

$$\mathbf{b} = \hat{\alpha} = \bar{y} - \mathbf{a} \cdot \bar{t} \dots \text{(II.9) [ONDO, J. C. (2002)]}$$

II.9.2.4. Évaluation de la Performance du Modèle

II.9.2.4.1. Coefficients de Corrélation (r) et de Détermination (R^2)

Coefficient de corrélation (r) : Il mesure l'intensité et le sens de la liaison linéaire. Il varie entre -1 et 1 . Une valeur proche de ± 1 indique une relation forte, tandis qu'une valeur proche de 0 indique une absence de liaison linéaire [BOUREZG, E. et al. (2018) ; BELBACHIR, G. (2024)].

Coefficient de détermination (R^2) : Il correspond au carré de r et exprime le pourcentage de la variance de la variable dépendante expliqué par le modèle. Par exemple, un R^2 de 0,99 signifie que 99 % des changements de la variable sont induits par la variation du temps [BOUREZG, E. et al. (2018) ; BELBACHIR, G. (2024)].

II.9.2.4.2. Test de Signification (Test de Student) : Pour s'assurer que la tendance observée n'est pas due au hasard, on utilise le test de Student sur le coefficient de pente β [BELBACHIR, G. (2024)].

Hypothèse nulle (H_0) : $\beta = 0$ (Pas de tendance, modèle additif).

Hypothèse alternative (H_1) : $\beta \neq 0$ (Tendance significative).

On calcule la statistique :

$$t_{calc} = \left| \frac{\hat{\beta}}{\sigma_{\hat{\beta}}} \right| \dots \text{(II.10) [BELBACHIR, G. (2024)]}$$

Que l'on compare à la valeur critique de la table de Student à $n-2$ degrés de liberté. Si $t_{calc} > t_{table}$, la tendance est statistiquement significative au seuil choisi (généralement 5%) [BELBACHIR, G. (2024) ; LOPEZ, B., et al (2013)].

II.10. Conclusion

Ce chapitre a fourni les outils théoriques nécessaires pour analyser les séries temporelles hydrologiques dans leur dimension dynamique. La distinction entre séries stationnaires et non stationnaires, la détection des ruptures d'homogénéité et l'analyse des tendances monotones constituent des étapes préliminaires indispensables avant toute modélisation. La méthodologie de Box-Jenkins, fondée sur l'identification des ordres du modèle ARIMA à partir des fonctions d'autocorrélation ACF et PACF, offre un cadre formel et reproductible pour transformer une chronique brute en modèle prédictif. Ce chapitre clôturera la partie théorique de notre travail. Les concepts statistiques et temporels ainsi établis serviront désormais de guide pour l'application pratique aux données réelles de la station de Ghardaïa, afin d'aboutir à des résultats escomptés.

Chapitre III :

**Aspects climatiques de la
région de Ghardaïa.**

III.1. Introduction

Toute étude hydrologique s'inscrit dans un contexte géographique et climatique qui en détermine les enjeux, les contraintes et la pertinence des résultats. La région de Ghardaïa, située au cœur du Sahara septentrional algérien, présente un régime hydroclimatique d'une singularité remarquable, caractérisé par une aridité structurelle extrême, une variabilité pluviométrique interannuelle exceptionnellement élevée et une exposition récurrente aux crues subites. Ces particularités imposent une connaissance approfondie du contexte physique et climatique local avant d'entreprendre toute modélisation statistique ou fréquentielle.

Ce chapitre présente le cadre géographique, géomorphologique et climatique de la wilaya de Ghardaïa, en s'appuyant sur les données de la station météorologique de Noumérat (32° 23' N, 3° 49' E, altitude 461 m). Après une description de la localisation et du relief de la wilaya — dominé par le plateau calcaire accidenté de la Chebka du M'Zab — les principaux paramètres climatiques sont analysés : températures, précipitations, humidité relative, vents et évaporation. Une attention particulière est accordée au régime pluviométrique et à l'analyse de la série des précipitations journalières maximales annuelles (Pjmax) sur la période 1970–2025, qui constitue la variable fondamentale de l'ensemble des chapitres analytiques de ce travail.

III.2. Présentation de la wilaya de Ghardaïa

La wilaya de Ghardaïa, carrefour stratégique du Sahara septentrional, s'étend sur une superficie exhaustive de 86 105 km². Située à environ 600 km au sud de la capitale Alger, elle est géographiquement délimitée au nord par les wilayas de Laghouat et Djelfa, à l'est par Ouargla, au sud par El Menia, et à l'ouest par El-Bayadh. Sur le plan administratif, la wilaya est structurée en 13 communes regroupées en 9 daïras.

Le relief de la wilaya est marqué par la présence de la « Chebka » du M'Zab, un plateau calcaire accidenté du Crétacé supérieur, dont l'altitude moyenne oscille entre 450 et 500 mètres au-dessus du niveau de la mer. Le climat dominant est de type subtropical désertique (saharien), caractérisé par une aridité structurelle extrême, une forte luminosité et une amplitude thermique saisonnière et diurne très prononcée [BENESSEDDIK, A. (2019) ; CHENINI, E. F. (2024) ; Climats et Voyages].

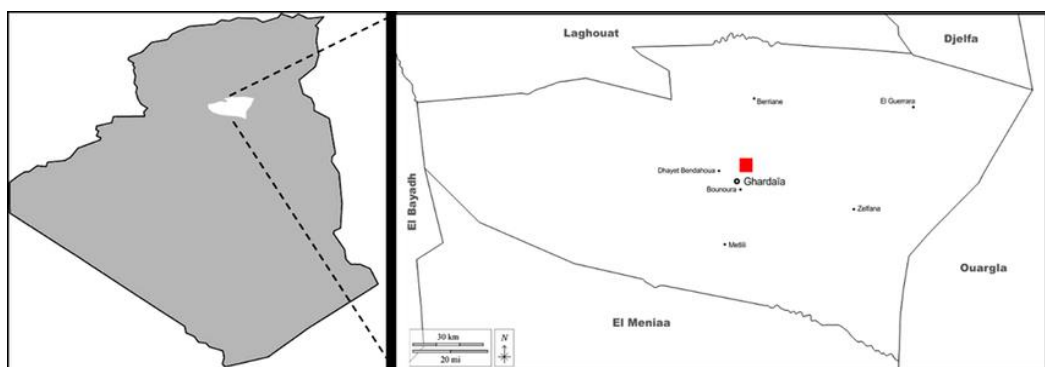


Figure III.1 : Carte de l'Algérie montrant la position de Ghardaïa.

[First data on the diversity of the spider fauna of Kef Doukhane river (Ghardaïa, Northern Algerian Sahara). Available from: https://www.researchgate.net/figure/Map-of-Algeria-showing-the-position-of-Ghardaia-and-study-area-Red-rectangle_fig1_365841856 (accessed 28 Mar 2026)]

III.2.1. Localisation : La wilaya de Ghardaïa est située à 200 km de la wilaya de Laghouat, 300 km de la wilaya de Djelfa, 200 km de la wilaya d'Ouargla et 270 km de la wilaya d'El Menia. Elle est traversée par la Route Nationale n°1 (RN1) reliant la capitale Alger au Grand Sud [BENESSEDDIK, A. (2019) ; CHENINI, E. F. (2024)].

III.2.2. Altitude et Relief : L'altitude moyenne de la région oscille entre 450 et 500 mètres. Le paysage est marqué par la « Chebka » du M'Zab, un plateau calcaire accidenté du Crétacé supérieur, entaillé par un réseau dense d'oueds (Oued M'Zab, Oued Metlili). On y trouve également des zones de Hamada (plateaux pierreux) et de vastes étendues de sables (Aregs) [Weather Spark ; BENESSEDDIK, A. (2019)].

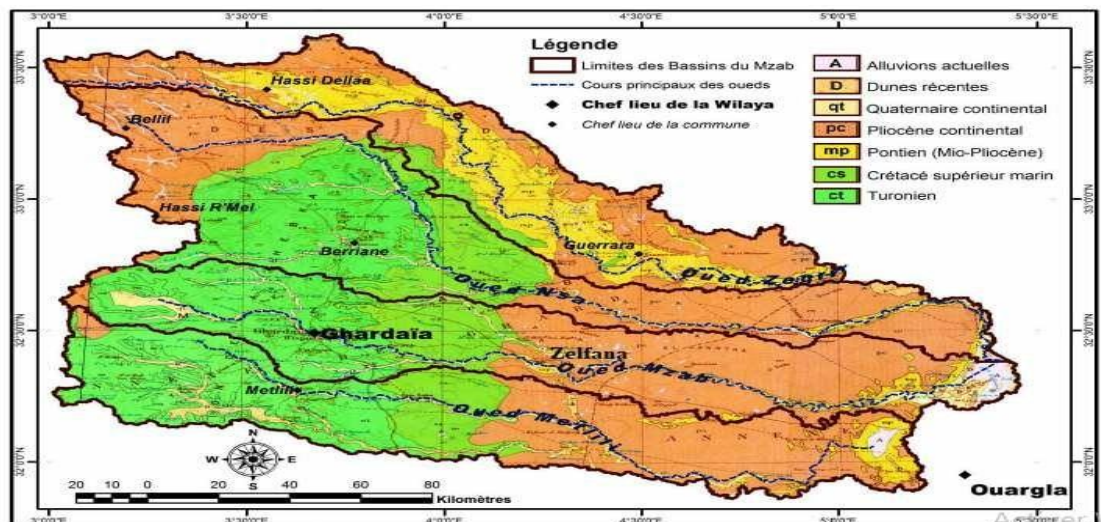


Figure III.2 : Carte géologique de la région de Ghardaïa. [BENSLAMA, 2021]

III.2.3. Population : Selon les projections basées sur le recensement de 2008 (363 598 habitants) et les taux d'accroissement de 2%, la population estimée pour l'horizon 2025 dépasse les 500 000 habitants pour l'ensemble de la wilaya [BOUREZG, E. et al. (2018) ; CHENINI, E. F. (2024)].

III.3. Paramètres climatiques étudiés

Les données utilisées sont issues de la station de l'ONM de Ghardaïa au Noumérat (32° 23' N, 3° 49' E, Alt : 461m), située à 16 km du centre urbain [BENESSEDDIK, A. (2019) ; Climats et Voyages].

III.3.1. Température (T) : Le climat est de type subtropical désertique. La température moyenne annuelle est de 22,35°C (période 1991-2020). Les étés sont caniculaires avec des records récents atteignant 48°C en juillet 2023, tandis que les hivers sont frais avec des minimales de 6°C en janvier [Weather Spark ; CHENINI, E. F. (2024)].

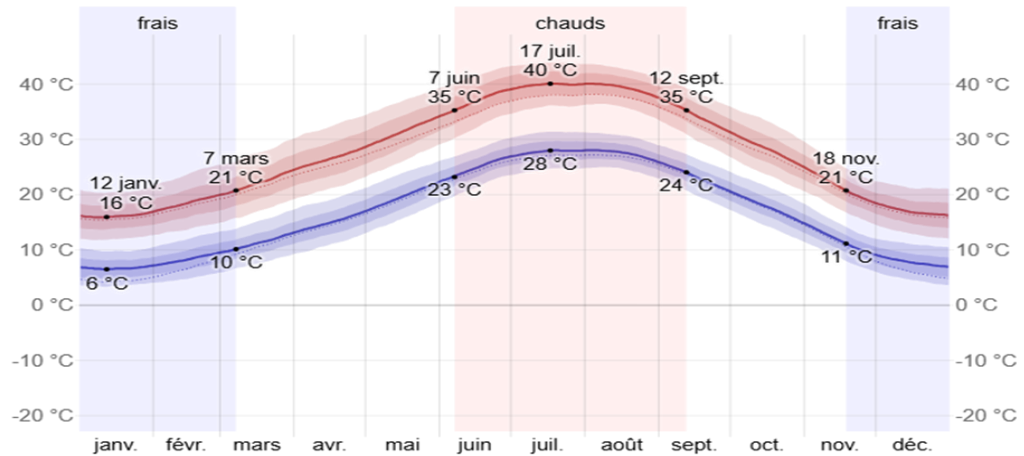


Figure III.3 : Température moyenne maximale et minimale à Ghardaïa [Weather Spark].

III.3.2. Précipitations (P) : La moyenne annuelle est historiquement faible, s'établissant à environ 145mm. Les pluies sont marquées par une irrégularité interannuelle extrême et un caractère orageux brutal [Weather Spark ; CHENINI, E. F. (2024)].

III.3.3. Humidité relative (H) : L'air est globalement très sec avec une moyenne annuelle de 35% à 55%. Le déficit hygrométrique est permanent, chutant à 21% durant les mois d'été [Weather Spark ; CHENINI, E. F. (2024)].

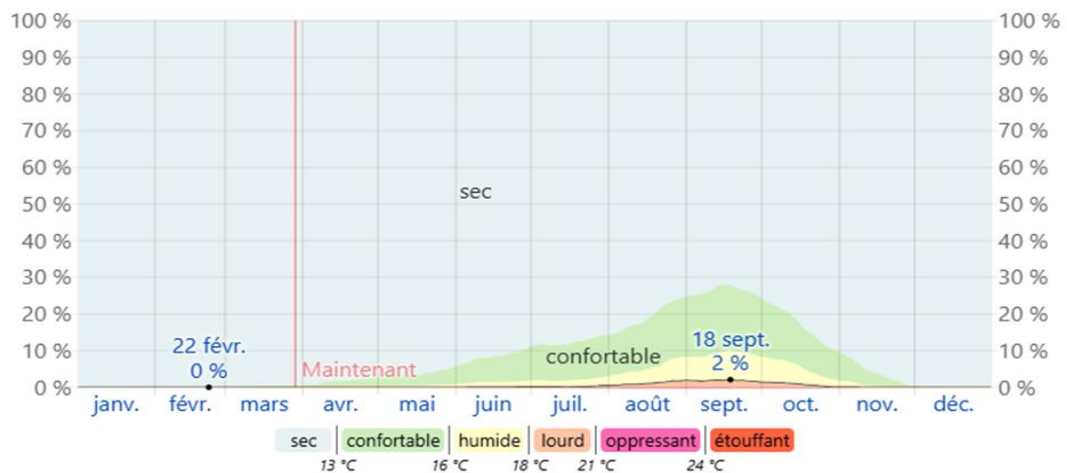


Figure III.4 : L'humidité relative mensuelle moyenne à Ghardaïa [Weather Spark].

III.3.4. Vitesse du vent (V) : La vitesse moyenne est de 12 km/h. On distingue les vents de sable (Nord-Ouest) fréquents au printemps et le Sirocco (Sud-Nord), vent chaud et sec dominant en été, accentuant l'évapotranspiration [Weather Spark ; BENESSEDDIK, A. (2019)].

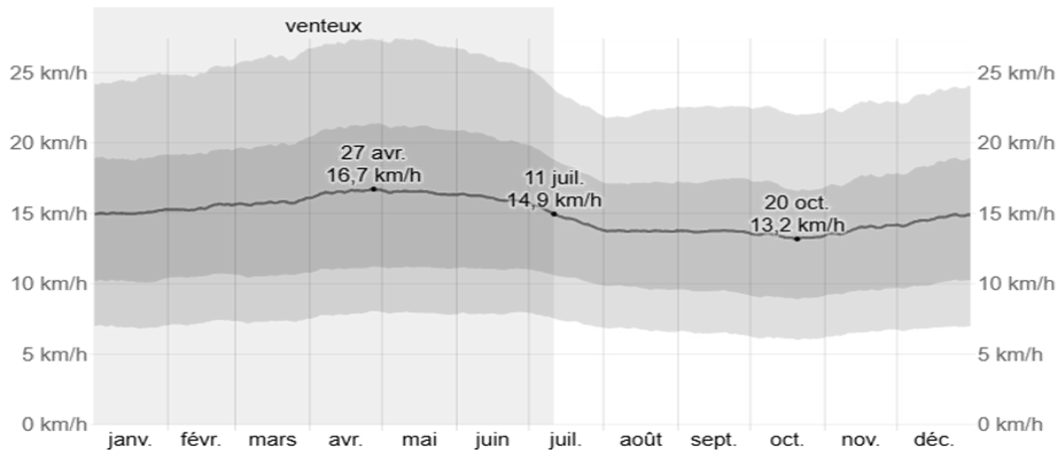


Figure III.5 : La moyenne des vitesses des vents moyens horaires [Weather Spark].

III.3.5 Évaporation (E) : Le pouvoir évaporant de l'atmosphère est colossal, évalué entre 2400 mm et 3110 mm/an, soit plus de 20 fois le volume des précipitations [BENESSEDDIK, A. (2019)].

III.4. Régime pluviométrique

III.4.1. Distribution temporelle : Les pluies sont concentrées sur environ 23 jours par an. Le maximum pluviométrique est enregistré en automne (septembre-octobre) avec environ 20 mm/mois, tandis que juillet est le mois le plus sec (1 mm) [Weather Spark ; BENESSEDDIK, A. (2019)].

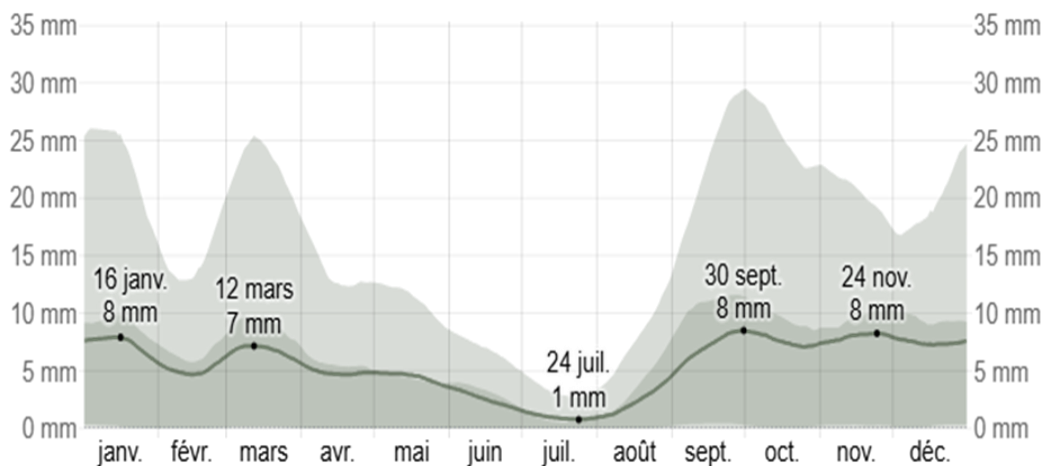


Figure III.6 : Pluviométrie mensuelle moyenne à Ghardaia [Weather Spark].

III.4.2. Périodes humides et sèches : Le diagramme ombrothermique de Gaussen ($P < 2T$) révèle que la période sèche s'étend sur les 12 mois de l'année, confirmant une aridité structurelle [BENESSEDDIK, A. (2019)].

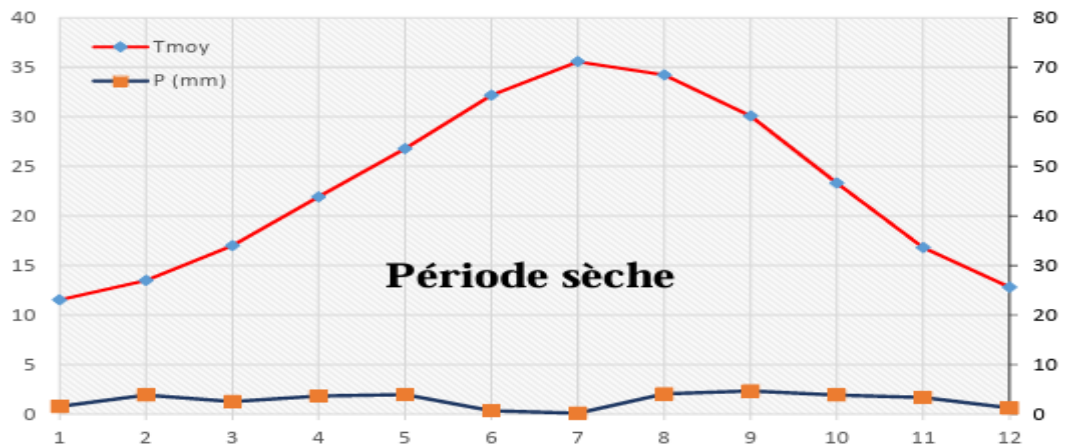


Figure III.7 : Diagramme Ombrothermique de Bagnouls et Gaussen (1953) pour une période de 10 ans (2009-2018) de la région de Ghardaïa [Grine, M. & Khalil, A. (2024)].

III.4.3. Irrégularité : La variabilité est frappante : l'année 2004 a enregistré 171,3 mm contre seulement 22,4 mm en 2018 [BENESSEDDIK, A. (2019)].

III.4.4. Intensité : Les averses sahariennes sont brèves mais très intenses, provoquant des crues subites. Pour la période 1970-2020, les courbes IDF indiquent une intensité de 11,72 mm/h pour une période de retour de 20 ans (durée de 1h) [BOUREZG, E. et al. (2018)].

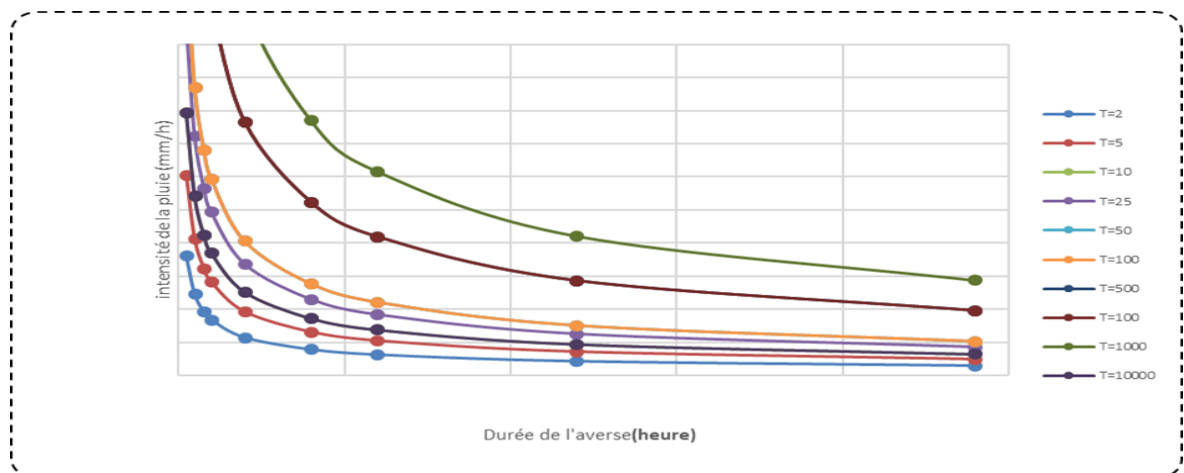


Figure III.8 : Les courbes IDF de la station de Ghardaïa (1970-2020) [CHENINI, E. F. (2024)].

III.4.5. Précipitations journalières maximales annuelles (1970-2025)

L'analyse des précipitations journalières maximales ($P_{j_{max}}$) constitue la phase critique de notre étude chrono-statistique. Cette série de données, extraite de la station météorologique de Noumérat sur une période de 56 ans (1970-2025), permet de quantifier les événements pluvieux extrêmes caractéristiques de la région de Ghardaïa.

Ces valeurs sont indispensables pour l'ajustement aux lois statistiques (telles que la loi de Gumbel ou de Galton) afin de déterminer les intensités de pluie pour différentes périodes de retour.

Le tableau ci-dessous synthétise l'évolution de ces maxima annuels, servant de base de calcul pour la modélisation des débits de pointe du réseau d'assainissement pluvial.

Tableau III.1 : P_{jmax} pour la région de Ghardaïa (1970-2025) selon la station météorologique de Ghardaïa.

Année	P_{jmax} (mm)	Année	P_{jmax} (mm)	Année	P_{jmax} (mm)
1970	4,00	1990	27,90	2010	2,80
1971	10,50	1991	10,90	2011	50,00
1972	21,00	1992	12,60	2012	10,00
1973	18,10	1993	11,90	2013	5,00
1974	9,80	1994	54,80	2014	2,00
1975	24,70	1995	37,00	2015	3,00
1976	17,20	1996	13,00	2016	2,00
1977	17,90	1997	47,00	2017	14,00
1978	11,30	1998	4,00	2018	8,00
1979	18,60	1999	23,00	2019	22,00
1980	46,50	2000	18,00	2020	2,00
1981	13,00	2001	18,00	2021	10,00
1982	9,40	2002	24,00	2022	5,00
1983	3,00	2003	44,00	2023	7,00
1984	20,07	2004	32,00	2024	11,00
1985	7,87	2005	7,00	2025	15,00
1986	36,60	2006	16,20		
1987	8,80	2007	10,00		
1988	8,90	2008	48,00		
1989	6,70	2009	40,00		

III.5. Conclusion

La wilaya de Ghardaïa se définit par un contexte physique et climatique d'une sévérité caractéristique des milieux sahariens : une aridité structurelle permanente attestée par un diagramme ombrothermique déficitaire sur les douze mois de l'année, une évaporation colossale dépassant vingt fois le volume des précipitations, et une variabilité pluviométrique extrême. Ces caractéristiques confèrent aux précipitations journalières maximales (P_{jmax}) un rôle hydrologique prépondérant : rares et concentrées, elles sont à l'origine des crues subites qui constituent le principal aléa hydraulique de la région. La série P_{jmax} 1970–2025, complète sur 56 ans sans valeur manquante, offre une base de données robuste pour les analyses fréquentielles et temporelles développées dans les chapitres suivants. Ce cadre climatique justifie pleinement le choix des méthodes probabilistes orientées vers la modélisation des valeurs extrêmes, et souligne l'importance opérationnelle des résultats qui en seront issus pour le dimensionnement des infrastructures hydrauliques de la ville de Ghardaïa.

Chapitre IV :

Résultats et Analyses.

IV.1. Introduction

Le présent chapitre constitue le cœur analytique de l'étude. Il synthétise l'ensemble des résultats obtenus à travers trois axes d'investigation complémentaires, appliqués à la série des précipitations journalières maximales annuelles (Pjmax) enregistrées à la station météorologique de Noumerat (Ghardaïa) sur la période 1970–2025 (n = 56 observations sans valeur manquante). Le premier axe porte sur l'ajustement fréquentiel : identification de la loi de distribution probabiliste optimale pour la modélisation des extrêmes pluviométriques et estimation des quantiles de précipitation associés aux périodes de retour hydrauliques usuelles. Le deuxième axe traite de l'analyse des propriétés de la série temporelle : homogénéité, stationnarité, tendance et modélisation ARIMA. Le troisième axe mobilise des méthodes multivariées — Analyse en Composantes Principales (ACP) et Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) — pour caractériser la structure de la variabilité climatique et identifier des régimes climatiques typiques sur la période étudiée.

IV.2. Analyse statistique et ajustement des précipitations journalières maximales.

L'ajustement fréquentiel a été conduit au seuil de signification $\alpha = 2,5 \%$, délibérément plus restrictif que le seuil conventionnel de 5 % afin de garantir une prudence hydrologique accrue dans le dimensionnement d'ouvrages à enjeux sécuritaires.

IV.2.1. Analyse statistique descriptive

L'analyse descriptive préalable à l'ajustement probabiliste permet de caractériser les propriétés numériques de la série et d'orienter le choix des lois de distribution candidates. Le Tableau IV.1 synthétise les paramètres statistiques calculés tant sur les valeurs originales X_i que sur leurs transformées logarithmiques $\text{Log}(X_i)$, ces dernières étant nécessaires pour l'application de la loi log-normale.

Sur la base des données de précipitations journalières maximales ($P_{j\max}$) présentées dans le Tableau 01 (Chapitre II), Les paramètres suivants ont été calculés selon les formules présentées au Chapitre I :

Tableau IV.1 : Paramètres statistiques descriptifs de la série Pjmax (1970–2025).

Paramètre statistique	Notation	Valeur sur X_i	Valeur sur $\text{Log}(X_i)$	Formule
Moyenne arithmétique	\bar{x}	17,536 mm	1,100	$\bar{x} = \frac{\sum x_i}{N}$
Écart-type	σ_x	14,022 mm	0,379	$\sigma_x = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{N}}$
Coefficient de variation	C_v	0,778	0,364	$C_v = \frac{\sigma_x}{\bar{x}}$
Taille de l'échantillon	N	56	56	—

Paramètre statistique	Notation	Valeur sur X_i	Valeur sur $\text{Log}(X_i)$	Formule
Minimum observé	X_{\min}	2,0 mm	0,301	(année 2014, 2016, 2020)
Maximum observé	X_{\max}	54,8 mm	1,739	(année 1994)

Commentaire sur les résultats : Le coefficient de variation $C_v = 0,778$ confirme la très forte variabilité interannuelle des précipitations maximales.

IV.2.2. Ajustement aux lois de probabilité théoriques

Conformément à la méthodologie standard de l'hydrologie fréquentielle, trois lois de distribution ont été testées pour leur adéquation avec la série $P_{j\max}$: la loi Normale (Gauss), la loi Log-Normale et la loi de Gumbel (valeurs extrêmes de type I). Pour chaque loi, deux niveaux d'évaluation ont été conduits : un ajustement graphique fondé sur la comparaison des fonctions de distribution empirique (FND_{exp}) et théorique (FND_{th}) ainsi que des variables réduites (U_{exp} et U_{th}), et un test d'ajustement statistique formalisé par le test du Khi-deux, présenté dans la section.

IV.2.2.1. Loi Normale (Gauss)

Ajustement graphique

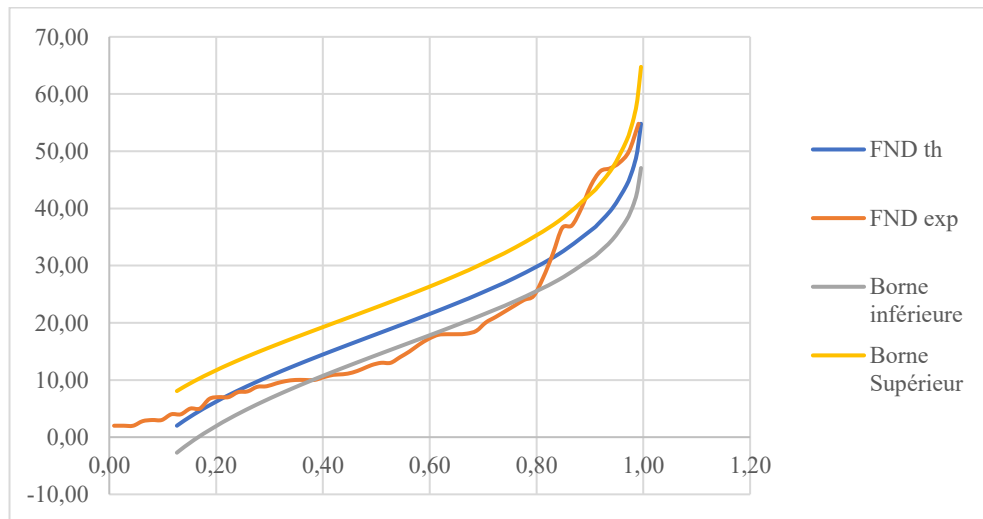


Figure IV.1 : Ajustement graphique de FND_{th} et FND_{exp} par rapport x_i Avec « Loi Normal ».

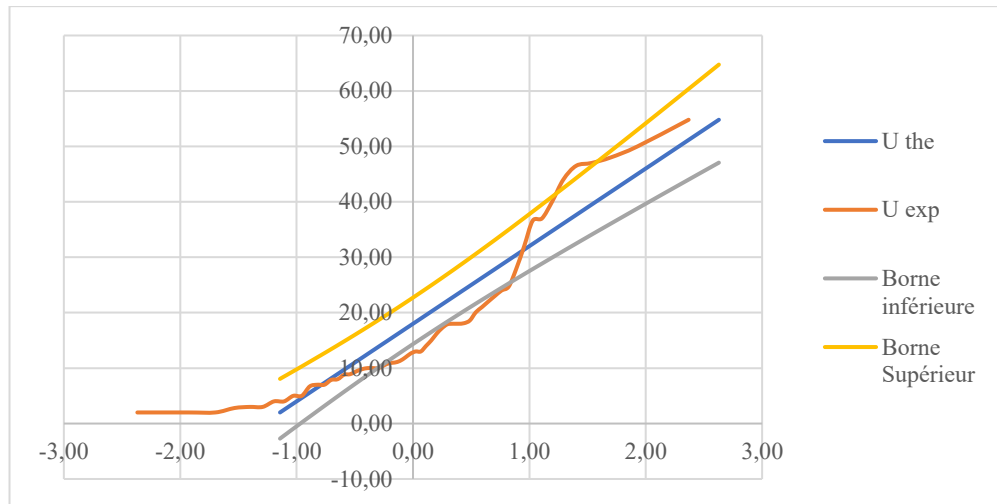


Figure IV.2 : Ajustement graphique de U_{th} et U_{exp} par rapport x_i Avec « Loi Normal ».

Commentaire sur les graphiques FND et U : L'analyse graphique des courbes FND_{exp} et FND_{th} (Figure IV.1) et des variables réduites U_{exp} et U_{th} (Figure IV.2) révèle une divergence significative entre les points expérimentaux et le modèle théorique. Cette divergence est particulièrement prononcée pour les valeurs extrêmes (queues de distribution), où les observations s'écartent notablement de la droite théorique. Ce comportement s'explique par la dissymétrie positive de la série ($Cv = 0,778 \gg 0$), incompatible avec l'hypothèse de normalité.

IV.2.2.2. Loi Log-Normale

Ajustement graphique

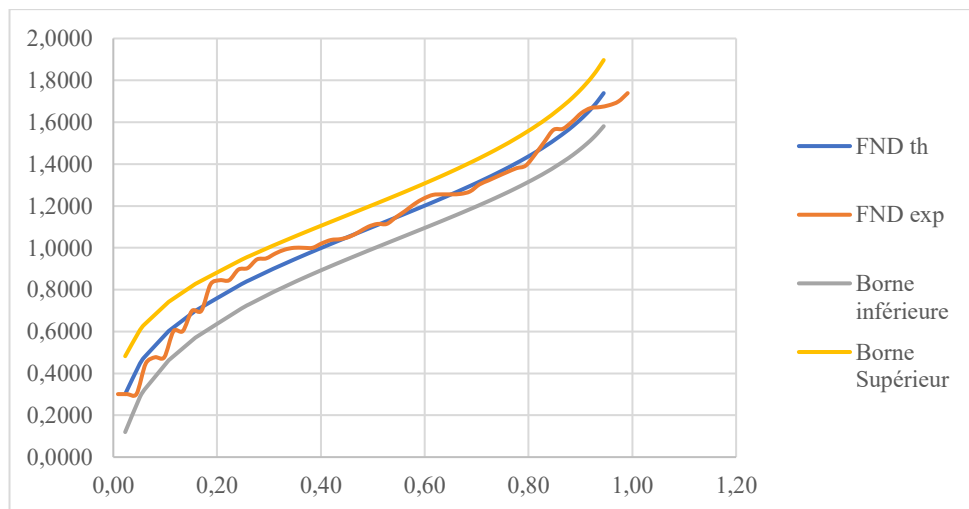


Figure IV.3 : Ajustement graphique de FND_{th} et FND_{exp} par rapport x_i Avec « Loi Log-Normal ».

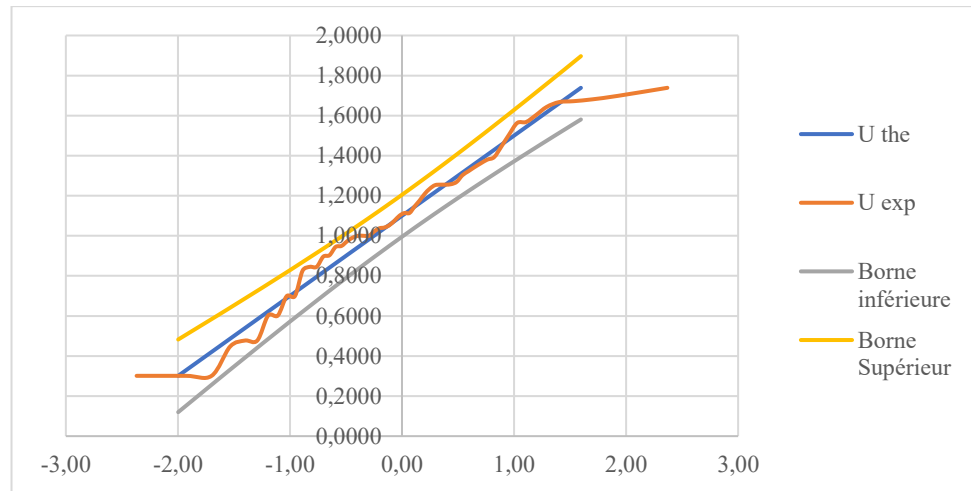


Figure IV.4 : Ajustement graphique de U_{th} et U_{exp} par rapport x_i Avec « Loi Log-Normal ».

Commentaire sur les graphiques **FND** et **U** : La représentation graphique des fonctions de distribution (Figure IV.3) et des variables réduites (Figure IV.4) montre une amélioration sensible par rapport à la loi normale. Les points observés s'alignent de manière satisfaisante sur la courbe de tendance théorique, avec un écart résiduel modéré aux valeurs extrêmes supérieures. Ce résultat est cohérent avec la réduction du coefficient de variation après transformation logarithmique.

IV.2.2.3. Loi de Gumbel

Les paramètres α et x_0 sont estimés par la méthode des moments à partir de la moyenne et de l'écart-type de la série originale :

$$\alpha = \frac{1}{0,780 \cdot \sigma} = 0,092 \text{ mm} ; \quad x_0 = \bar{x} - \frac{0,577}{\alpha} = 11,728 \text{ mm}$$

Ajustement graphique

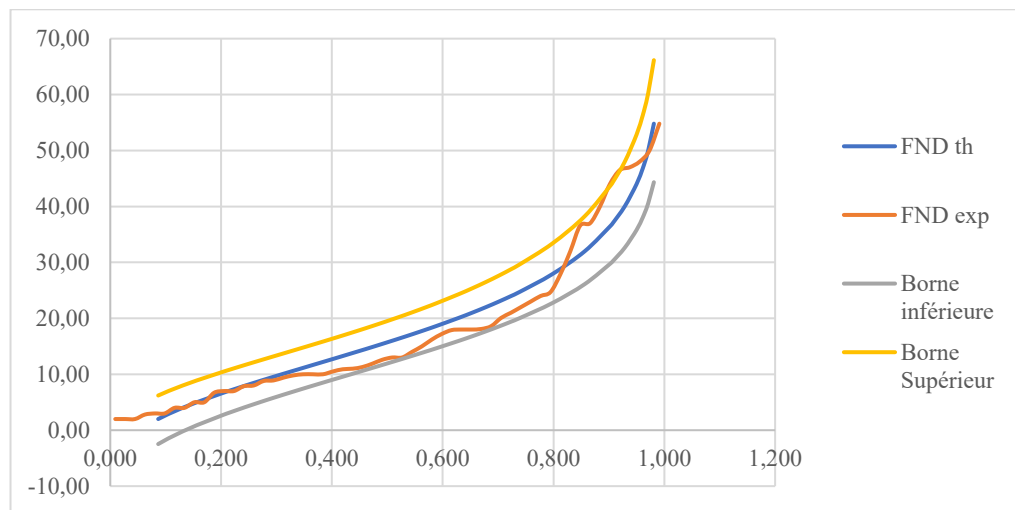


Figure IV.5 : Ajustement graphique de FND_{th} et FND_{exp} par rapport x_i Avec « Loi Guembel ».

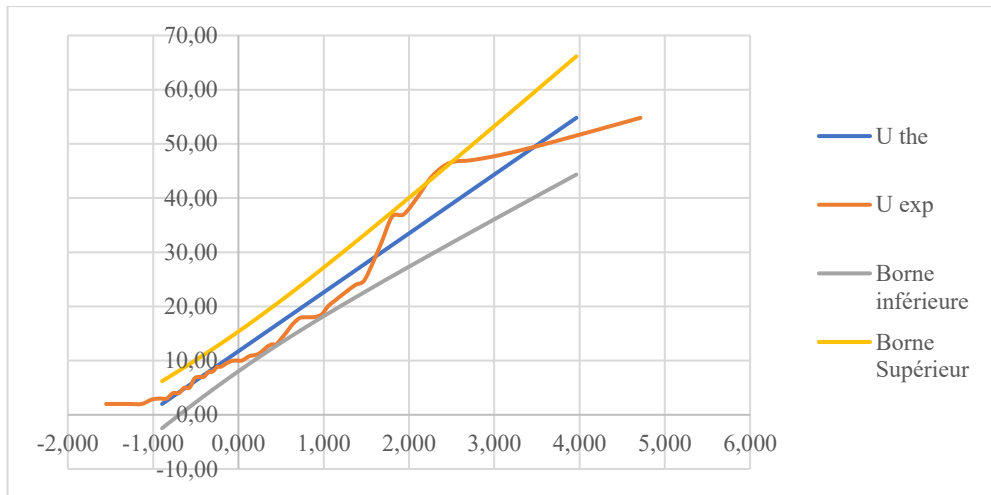


Figure IV.6 : Ajustement graphique de U_{th} et U_{exp} par rapport x_i Avec « Loi Guembel ».

Commentaire sur les graphiques *FND* et *U* : L'ajustement graphique de la loi de Gumbel (Figures IV.5 et IV.6) révèle une concordance quasi-parfaite entre les données observées et le modèle théorique sur l'ensemble de la plage de valeurs. Les points expérimentaux s'alignent avec une précision remarquable sur la droite de Gumbel, tant dans la partie centrale que dans les queues de distribution, y compris pour les événements extrêmes tels que les années 1994 (54,8 mm) et 2011 (50 mm). Ce comportement est caractéristique des séries de maxima provenant de milieux à fortes variabilités non symétriques, pour lesquelles la théorie des valeurs extrêmes offre le cadre statistique le plus approprié.

IV.2.3. Test d'ajustement statistique : Test du Khi-deux (χ^2)

Afin de valider statistiquement le choix du modèle de distribution, deux tests de conformité ont été privilégiés :

Tableau IV.2 : Paramètres du test du Khi-deux appliqué aux trois lois de distribution.

Paramètre du test	Valeur appliquée	Justification
Seuil de signification α	2,5 % (0,025)	Prudence hydrologique — ouvrages à enjeux sécuritaires
Nombre de classes K	11	Règle de Sturges adaptée pour $n = 56$
Degrés de liberté DDL	$K - P - 1 = 11 - 2 - 1 = 8$	$P = 2$ paramètres estimés pour chaque loi
Valeur critique $\chi^2_{th}(0,025 ; 8)$	17,535	Lue dans la table du χ^2 pour $\alpha = 2,5 \%$ et DDL = 8

IV.2.3.1. Résultats du test — Loi Normale

Tableau IV.3 : Synthèse du test du Khi-deux — Loi Normale.

Critère	Valeur	Décision
χ^2_{exp} (calculé)	27,541	—
χ^2_{th} ($\alpha = 2,5 \%$, DDL = 8)	17,535	—
Comparaison	$27,541 > 17,535$	H_0 REJETÉE — Loi inadéquate

Commentaire sur les résultats : La valeur expérimentale $\chi^2_{\text{exp}} = 27,541$ est très largement supérieure à la valeur critique $\chi^2_{\text{th}} = 17,535$. L'écart relatif $[(\chi^2_{\text{exp}} - \chi^2_{\text{th}}) / \chi^2_{\text{th}} = 57,1 \text{ \%}]$ confirme sans ambiguïté le rejet de la loi normale. La loi normale est définitivement éliminée comme modèle de référence pour cette étude.

IV.2.3.2. Résultats du test — Loi Log-Normale

Tableau IV.4 : Synthèse du test du Khi-deux — Loi Log-Normale.

Critère	Valeur	Décision
χ^2_{exp} (calculé)	17,454	—
χ^2_{th} ($\alpha = 2,5 \text{ \%}$, DDL = 8)	17,535	—
Comparaison	$17,454 < 17,535$	H ₀ ACCEPTÉE — Loi adéquate
Marge	0,081 (marge très étroite)	Acceptation limitrophe

Commentaire sur les résultats : Avec $\chi^2_{\text{exp}} = 17,454$ légèrement inférieur à $\chi^2_{\text{th}} = 17,535$, la loi log-normale est formellement acceptée au seuil $\alpha = 2,5 \text{ \%}$. Cependant, l'extrême étroitesse de la marge d'acceptation (0,081 soit 0,46 % en dessous du seuil critique) commande une interprétation prudente. Cette proximité du seuil traduit la difficulté de la loi log-normale à modéliser les valeurs extrêmes supérieures de la série. Elle reste néanmoins une loi statistiquement acceptable, pouvant servir d'alternative ou de référence de comparaison.

IV.2.3.3. Résultats du test — Loi de Gumbel

Tableau IV.5 : Synthèse du test du Khi-deux — Loi de Gumbel.

Critère	Valeur	Décision
χ^2_{exp} (calculé)	17,050	—
χ^2_{th} ($\alpha = 2,5 \text{ \%}$, DDL = 8)	17,535	—
Comparaison	$17,050 < 17,535$	H ₀ ACCEPTÉE — Loi adéquate
Marge	0,485 (marge confortable)	Acceptation solide
Rang parmi les lois acceptées	1er (χ^2 minimal)	Loi OPTIMALE

Commentaire sur les résultats : Avec $\chi^2_{\text{exp}} = 17,050$, la loi de Gumbel présente la valeur expérimentale la plus faible parmi les trois lois testées, et s'inscrit avec une marge confortable en dessous du seuil critique. L'écart minimal entre les fréquences empiriques et théoriques confirme que la loi de Gumbel offre la meilleure adéquation statistique à la série P_{jmax} de la station de Noumérat. Cette supériorité est d'autant plus significative qu'elle est robuste vis-à-vis des valeurs extrêmes, dont la modélisation précise est l'enjeu principal de cette analyse fréquentielle.

IV.2.4. Estimation des quantiles et périodes de retour par la loi de Gumbel

IV.2.4.1. Relation quantile–période de retour

Sur la base du modèle optimal retenu (loi de Gumbel), les quantiles de précipitations X_p associés aux périodes de retour hydrauliques T sont calculés selon la relation :

$X_p = x_0 + \frac{1}{\alpha} u_p$, avec $x_0 = 11,728$ mm et $\alpha = 0,09158$ mm⁻¹. La variable réduite de Gumbel $U(T)$ est calculée à partir de la probabilité de non-dépassement $F = 1 - \frac{1}{T}$.

IV.2.4.2. Tableau des quantiles estimés

Tableau IV.6 : Quantiles de précipitation estimés par la loi de Gumbel pour différentes périodes de retour.

Période de retour T (ans)	Probabilité de non-dépassement F	Variable réduite U(T)	Quantile X_p (mm)
2	0,500	0,000	11,73
5	0,800	0,842	20,88
10	0,900	1,282	25,66
20	0,950	1,645	29,61
50	0,980	2,054	34,05
100	0,990	2,326	37,02
200	0,995	2,576	39,73
500	0,998	2,878	43,01
1000	0,999	3,090	45,32

Commentaire sur les résultats : L'analyse du Tableau IV.6 met en évidence la croissance régulière des quantiles avec la période de retour, conforme au comportement attendu d'une loi de Gumbel correctement ajustée. Les points saillants sont les suivants.

La précipitation médiane ($T = 2$ ans, $F = 0,5$) est estimée à $X_p = 11,73$ mm, ce qui correspond au mode x_0 de la distribution ($U = 0$). Cette valeur est inférieure à la moyenne empirique (17,54 mm), confirmant la dissymétrie positive de la distribution. La précipitation décennale ($T = 10$ ans) atteint 25,66 mm, soit une valeur proche du maximum de la série hors événements exceptionnels. La précipitation centennale ($T = 100$ ans) est estimée à 37,02 mm, une valeur qui a effectivement été approchée lors des épisodes de 1994 (54,8 mm) et 2008 (48 mm), confirmant la pertinence du modèle.

Pour les périodes de retour millénaires ($T = 1000$ ans), le quantile extrapolé atteint 45,32 mm. Bien que cette valeur dépasse rarement les 50 mm observés en 1994, l'extrapolation à des échéances aussi lointaines s'accompagne d'une incertitude croissante, inhérente à la nature stochastique des précipitations extrêmes. L'utilisation de ces valeurs dans le dimensionnement hydraulique devra intégrer des coefficients de sécurité appropriés

IV.3. Application de l'analyse des séries temporelles aux précipitations journalières maximales annuelles.

IV.3.1. Présentation des outils logiciels utilisés

IV.3.1.1. Le logiciel XLSTAT

XLSTAT est un module statistique spécialisé fonctionnant dans l'environnement Microsoft Excel, développé par la société Lumivero. Il figure parmi les logiciels les plus répandus dans les études environnementales, hydrologiques et climatiques aux niveaux académique et professionnel. XLSTAT se distingue par la richesse de son module d'analyse des séries temporelles, qui intègre : les tests d'homogénéité (Pettitt, SNHT, Buishand, Von Neumann), les tests de stationnarité (ADF, PP) et la modélisation ARIMA avec comparaison automatisée d'un grand nombre de combinaisons.

La version XLSTAT 2026.1.0.1433, intégrée à Microsoft Excel 16, a été utilisée dans cette étude. L'ensemble des tests a été conduit au seuil de signification de 5 %, avec recours à la simulation de Monte-Carlo (10 000 simulations) pour le calcul des p-values dans les tests d'homogénéité, ce qui confère à ces résultats un niveau de précision nettement supérieur à celui des tables de référence classiques [Addinsoft (2023)].

IV.3.1.2. Le logiciel JASP

JASP (Just Another Statistics Program) est un logiciel statistique libre et open-source développé par l'Université d'Amsterdam (Pays-Bas), offrant la possibilité de réaliser des analyses statistiques classiques et bayésiennes via une interface graphique simple et intuitive. JASP se démarque par la qualité de ses sorties graphiques diagnostiques, qui ont inclus dans la présente étude : le graphique de la série temporelle originale, la fonction d'autocorrélation (ACF), la fonction d'autocorrélation partielle (PACF), le graphique de Ljung-Box pour le contrôle de l'indépendance des résidus, le diagramme Q-Q pour le test de normalité, ainsi que le graphique des prévisions temporelles.

JASP a également été mobilisé pour le calcul du coefficient de corrélation de rang tau de Kendall (Kendall's tau) afin de tester l'existence d'une tendance temporelle dans la série, ainsi que pour l'obtention des résultats des tests ADF et Phillips-Perron de manière indépendante de XLSTAT, permettant ainsi une comparaison critique entre les sorties des deux logiciels et un renforcement des conclusions [JASP Team (2024)].

IV.3.2. Statistique descriptive et analyse de la tendance temporelle

IV.3.2.1. Présentation des données

La série temporelle étudiée se compose de 56 valeurs annuelles des précipitations journalières maximales (P_{jmax}) enregistrées à la station étudiée sur la période 1970–2025, sans aucune valeur manquante. L'examen du graphique temporel de cette série (Figure 1) révèle clairement son caractère oscillatoire et l'intensité de sa variabilité interannuelle, traits caractéristiques des précipitations intenses dans les milieux arides et semi-arides. On observe également des séquences successives de valeurs très faibles entrecoupées de pics exceptionnels

soudains, notamment en 1994 et en 2011, ce qui suggère le caractère extrême de ces précipitations et leur importance dans le contexte hydrologique.

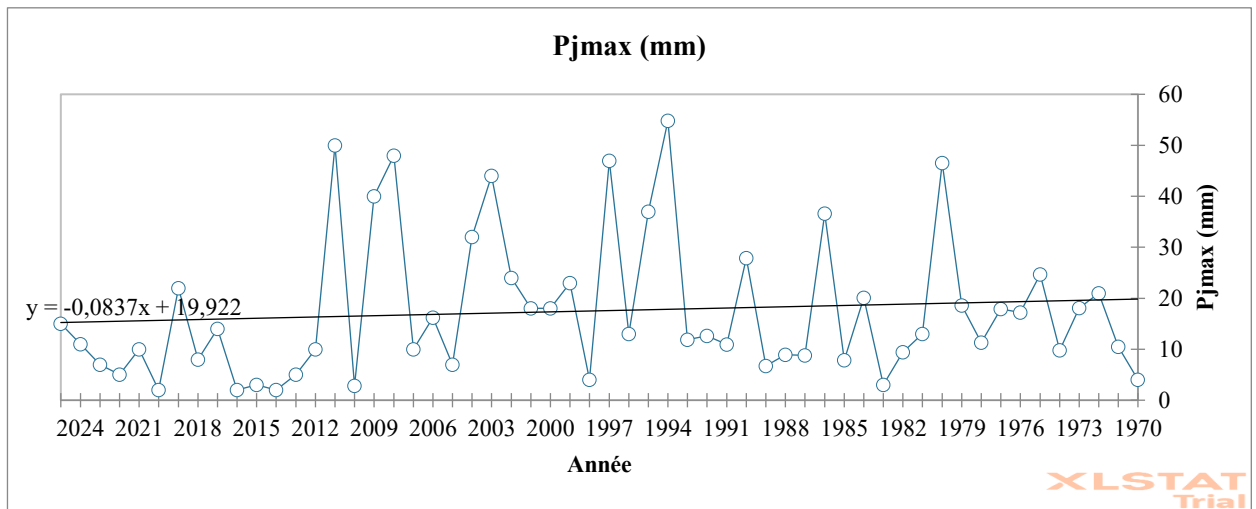


Figure IV.7 : Représentation graphique de la série temporelle des précipitations journalières maximales annuelles (P_{jmax}) à la station de Noumérat — Période 1970–2025.

IV.3.2.2. Test de tendance temporelle — Tau de Kendall (JASP)

Afin de vérifier l'existence d'une tendance temporelle significative dans la série (ascendante ou descendante), le test du coefficient de corrélation de rang non paramétrique tau B de Kendall a été appliqué, en tant que test le mieux adapté aux séries temporelles ne suivant pas une distribution normale. JASP a produit les résultats présentés dans le Tableau 2 :

Tableau IV.7 : Résultats du test tau de Kendall pour la tendance temporelle de la série P_{jmax} .

Paramètre	Valeur	Interprétation
Kendall's tau B (τ_B)	-0,105	Légère tendance à la baisse
p-value	0,250	Non significatif (> 0,05)
VS-MPR	1,061	Evidence très faible en faveur de H_1

La valeur négative de τ_B indique l'existence d'une légère inclinaison à la baisse dans la série P_{jmax} sur la période 1970–2025. Cependant, la p-value = 0,250 dépasse largement le seuil critique $\alpha = 0,05$, ce qui signifie que cette tendance n'est pas statistiquement significative et ne peut être retenue comme preuve d'une évolution systématique des précipitations. Ce constat est cohérent avec le contexte climatique général de la région, où les fluctuations aléatoires dominent la série au détriment des tendances régulières.

IV.3.3. Test d'homogénéité de la série temporelle

IV.3.3.1. Importance du test d'homogénéité en hydrologie

La vérification de l'homogénéité de la série temporelle constitue une étape préliminaire incontournable avant toute modélisation statistique. En effet, les données pluviométriques peuvent être sujettes à des modifications systématiques d'origine non climatique, telles que le déplacement de la station de mesure, le remplacement des appareils de mesure ou la modification des méthodes de traitement, engendrant une rupture artificielle dans la série qui affecte négativement la fiabilité

des résultats de l'analyse. Dans la présente étude, quatre tests d'homogénéité ont été appliqués via XLSTAT, tous reposant sur l'hypothèse nulle (H_0) selon laquelle les données sont homogènes, contre l'hypothèse alternative (H_a) attestant l'existence d'un point de rupture.

IV.3.3.2. Résultats des quatre tests d'homogénéité

IV.3.3.2.1. Test de Pettitt :

K	338
t	2011
p -value (bilatérale)	0,055
α	0,05

- Etant donné que la p -value calculée est supérieure au niveau de signification seuil $\alpha=0,05$, on ne peut pas rejeter l'hypothèse nulle H_0 (Les données sont homogènes).

IV.3.3.2.2. Test SNHT:

T_0	8,125
t	2011
p -value (bilatérale)	0,077
α	0,05

- Etant donné que la p -value calculée est supérieure au niveau de signification seuil $\alpha=0,05$, on ne peut pas rejeter l'hypothèse nulle H_0 (Les données sont homogènes).

IV.3.3.2.3. Test de Buishand (Q) :

Q	9,320
t	2011
p -value (bilatérale)	0,057
α	0,05

- Etant donné que la p -value calculée est supérieure au niveau de signification seuil $\alpha=0,05$, on ne peut pas rejeter l'hypothèse nulle H_0 (Les données sont homogènes).

IV.3.3.2.4. Test de Buishand (R) :

R	12,460
t	2011
p -value (bilatérale)	0,030
α	0,05

- Etant donné que la p -value calculée est inférieure au niveau de signification $\alpha=0,05$, on doit rejeter l'hypothèse nulle H_0 , et retenir l'hypothèse alternative H_a (Il y a une date à partir de laquelle il y a un changement dans les données).

IV.3.3.2.5. Test de von Neumann :

N	1,891
p -value (bilatérale)	0,330
α	0,05

- Etant donné que la p -value calculée est supérieure au niveau de signification seuil $\alpha=0,05$, on ne peut pas rejeter l'hypothèse nulle H_0 (Les données sont homogènes).

IV.3.3.2.6. Synthèse :

Les tests de Pettitt, SNHT, Buishand (statistiques Q et R) et Von Neumann ont été appliqués au seuil de signification de 5% avec dix mille simulations de Monte-Carlo. Le Tableau 3 synthétise les résultats :

Tableau IV.8 : Résultats des tests d'homogénéité de la série Pjmax significatif au seuil $\alpha = 5\%$.

Test	Statistique calculée	Point de rupture	p-value	Décision
Pettitt	K = 338	2011	0,0548	H ₀ acceptée (homogène)
SNHT	T ₀ = 8,125	2011	0,0765	H ₀ acceptée (homogène)
Buishand (Q)	Q = 9,320	2011	0,0569	H ₀ acceptée (homogène)
Buishand (R)	R = 12,460	2011	0,0295 *	H ₀ rejetée (non homogène)
Von Neumann	N = 1,891	—	0,3297	H ₀ acceptée (homogène)

IV.3.3.3. Analyse et discussion des résultats d'homogénéité

Quatre tests sur cinq conduisent à l'acceptation de l'hypothèse d'homogénéité au seuil de signification de 5%, ce qui signifie que la série Pjmax maintient globalement sa continuité statistique sur la période 1970–2025 et que les résultats de l'analyse bénéficient d'une fiabilité suffisante. Toutefois, le test de Buishand avec la statistique R a détecté un changement significatif en 2011 ($p = 0,0295 < 0,05$), ce qui mérite une attention particulière.

Il est à noter que l'ensemble des cinq tests convergent vers un point de rupture unique en 2011, année au cours de laquelle l'une des plus fortes précipitations de la période a été enregistrée (50 mm). Il est probable que ce point reflète une modification de la fréquence des événements pluvieux intenses au milieu de la série, plutôt qu'une rupture méthodologique artificielle. Il est recommandé de considérer l'année 2011 comme référence pour une deuxième phase de la série dans les analyses futures, sans que cela ne s'oppose au traitement de la série comme une unité intégrée dans la modélisation actuelle.

IV.3.4. Test de stationnarité de la série temporelle

IV.3.4.1. Concept de stationnarité et son importance dans la modélisation ARIMA

La stationnarité est une condition fondamentale dans la modélisation ARIMA selon la méthodologie de Box-Jenkins. Une série temporelle est dite stationnaire si ses propriétés statistiques (moyenne, variance, autocovariance) demeurent constantes dans le temps et ne sont pas affectées par le point auquel elles sont mesurées. L'absence de stationnarité, qui se manifeste par la présence d'une racine unitaire (Unit Root), nécessite l'application d'une différenciation à la série avant la modélisation, car elle rend l'inférence statistique ordinaire biaisée et peu fiable.

IV.3.4.2. Résultats des tests de racine unitaire (XLSTAT + JASP)

Le test de Dickey-Fuller augmenté (ADF) a été appliqué par les deux logiciels, en complément du test de Phillips-Perron (PP) via JASP. Un retard $k = 3$ a été retenu dans les deux tests sur la base du critère de Schwarz. Le Tableau 4 présente les résultats :

Tableau IV.9 : Résultats des tests de racine unitaire pour la série Pjmax.

Test	Logiciel	Statistique tau / t	Retard k	p-value	Décision
ADF	XLSTAT	-3,157 (critique : -3,467)	3	0,0972	Non stationnaire
ADF	JASP	$t = -2,962$	3	0,187	Non stationnaire
Phillips-Perron	JASP	$\tau = -6,996$	3	< 0,010	Non stationnaire

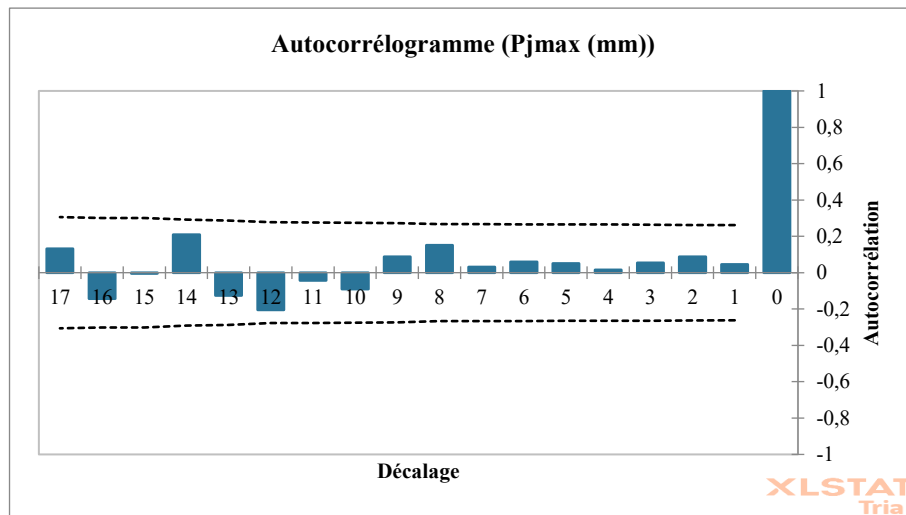


Figure IV.8 : Fonction d'autocorrélation (ACF) de la série Pjmax (XLSTAT).

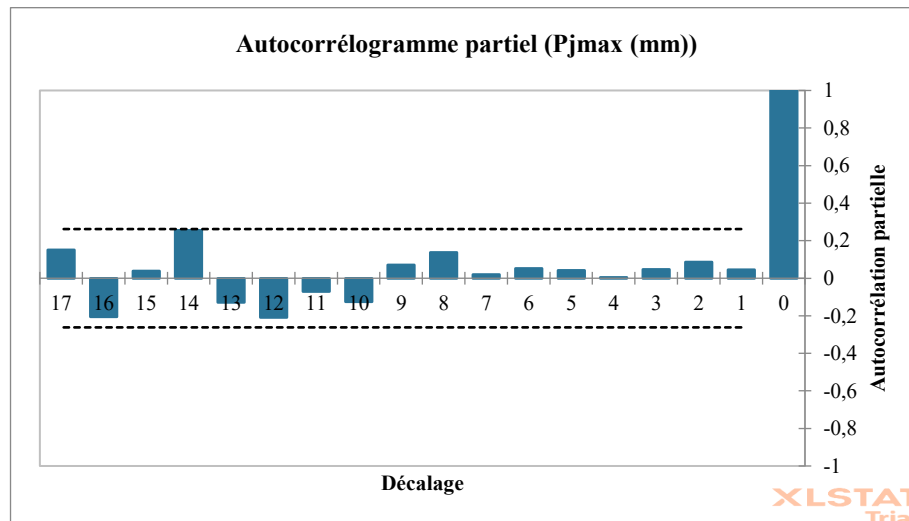


Figure IV.9 : Fonction d'autocorrélation partielle (PACF) de la série Pjmax (XLSTAT).

IV.3.4.3. Analyse et discussion des résultats de stationnarité

Les résultats des deux tests ADF issus des deux logiciels concordent pour ne pas rejeter l'hypothèse nulle H_0 (présence d'une racine unitaire), ce qui signifie que la série est non stationnaire d'ordre un I (1). Le test de Phillips-Perron a produit une p-value < 0,010, mais JASP précise que la valeur réelle est inférieure à celle affichée ; la conclusion du test indique également la non-stationnarité. Cette concordance entre les deux logiciels renforce la conclusion.

Ce diagnostic est cohérent avec le graphique de la fonction d'autocorrélation (ACF), qui révèle une décroissance lente et progressive des corrélations pour les premiers décalages sans chute abrupte, soit l'aspect diagnostique classique d'une série contenant une racine unitaire. Cela nécessite l'application d'une différenciation d'ordre un ($d = 1$) à la série avant la construction du modèle ARIMA, ce que confirme le paramètre du modèle retenu ARIMA (2,1,0) développé dans la section suivante.

IV.3.5. Construction du modèle ARIMA et projections futures

IV.3.5.1 Méthodologie de Box-Jenkins pour la détermination de l'ordre du modèle

La méthodologie intégrée de Box-Jenkins a été adoptée pour déterminer l'ordre du modèle ARIMA (p, d, q). Cette démarche se déroule en quatre étapes successives :

(1) l'identification du modèle par l'analyse des graphiques ACF et PACF de la série différenciée ; (2) l'estimation des paramètres par la méthode du maximum de vraisemblance ; (3) le diagnostic via l'analyse des résidus ; (4) la prévision en cas de validation de l'adéquation du modèle. Le graphique ACF a révélé des autocorrélations faibles et non significatives pour la majorité des décalages, tandis que le PACF a montré une troncature après le deuxième décalage, orientant vers la proposition d'un ordre AR (2) comme point de départ.

De même, l'analyse du graphique PACF issu de JASP — qui révèle une autocorrélation partielle significative au lag 2 ($\text{PACF} \approx 0,25$) — a permis de confirmer la composante AR d'ordre deux, ce qui est cohérent avec la structure ARIMA (2,1,0) proposée.

IV.3.5.2. Sélection du modèle optimal — comparaison des combinaisons (XLSTAT)

XLSTAT a procédé à une comparaison automatisée et exhaustive de 12 combinaisons de modèles ARIMA avec p appartenant à $\{2,3,4,5\}$ et q appartenant à $\{0,1,2\}$, en maintenant $d = 1$ fixe. Le Tableau 5 présente les principales combinaisons classées par ordre croissant selon le critère AICC :

Tableau IV.10 : Comparaison des combinaisons ARIMA selon le critère AICC (XLSTAT).

Combinaison	Critère AICC
ARIMA (2,1,0) — Meilleur	458,15
ARIMA (2,1,1)	458,15 (équivalent)
ARIMA (2,1,2)	460,58
ARIMA (3,1,1)	460,57
ARIMA (4,1,0)	465,05
ARIMA (5,1,2) — Moins bon	468,20

L'optimisation a conduit à la sélection d'ARIMA (2,1,0) comme modèle de référence ($\text{AICC} = 458,15$), tout en notant que l'ARIMA (0,0,0) produit par JASP — équivalent au modèle de la moyenne constante — représente en réalité un modèle parallèle exprimant la même propriété : l'absence dans la série d'une structure d'autocorrélation significative.

IV.3.5.3. Critères de qualité du modèle

Le Tableau 6 compare les critères de qualité du modèle entre les deux logiciels :

Tableau IV.11 : Critères de qualité du modèle ARIMA issus des deux logiciels.

Critère	XLSTAT — ARIMA(2,1,0)	JASP — ARIMA(0,0,0)
AIC	457,35	464,8
AICc	458,15	465,0
BIC / SBC	465,38	468,9
Log-Vraisemblance	—	-230,4
σ^2	—	193,2
RMSE	14,19 mm	—
Nombre d'observations (après diff.)	55	56

La valeur RMSE = 14,19 mm indique que l'erreur standard d'estimation est quasi égale à l'écart-type original de la série (14,02 mm), signifiant que la capacité prédictive du modèle est limitée, ce qui est attendu en l'absence de structure régulière modélisable. La supériorité du modèle XLSTAT sur JASP selon l'ensemble des critères de sélection (AIC, AICc, BIC) est par ailleurs à souligner.

IV.3.5.4. Paramètres du modèle ARIMA (2,1,0) — XLSTAT

Le Tableau 7 présente les paramètres estimés du modèle avec leurs intervalles de confiance :

Tableau IV.12 : Paramètres du modèle ARIMA (2,1,0).

Paramètre	Valeur estimée	Erreur standard	IC 95 % inf.	IC 95 % sup.	Signification
AR(1)	-0,0396	0,1753	-0,356	+0,277	Non significatif
AR(2)	+0,0137	0,1649	-0,292	+0,319	Non significatif

Les valeurs très faibles des paramètres AR (1) et AR (2) et leur non-significativité statistique révèlent une réalité fondamentale : il n'existe pas de mémoire temporelle significative dans cette série, c'est-à-dire que les valeurs des précipitations des années passées ne contribuent pas de manière significative à l'explication de la valeur de l'année courante. Ce constat est cohérent avec la nature du phénomène étudié dans les milieux arides, où l'aléatoire domine les précipitations intenses et où leur prévision à partir de schémas autorégressifs s'avère difficile.

IV.3.5.5. Diagnostic statistique des résidus

Des tests de diagnostic des résidus ont été effectués sur les sorties de JASP, aboutissant aux résultats suivants :

Premièrement — Graphique ACF des résidus : l'ensemble des valeurs d'autocorrélation des résidus aux décalages 1 à 10 se situe à l'intérieur de l'intervalle de confiance à 95 %, ce qui démontre l'absence de toute autocorrélation résiduelle dans les résidus et confirme l'adéquation du modèle à capturer la structure de la corrélation.

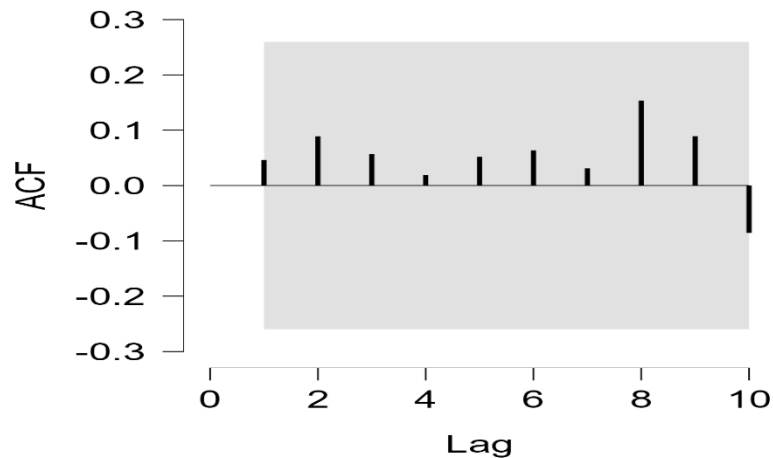


Figure IV.10 : Fonction d'autocorrélation (ACF) des résidus du modèle $ARIMA(0,0,0)$ ajusté par JASP.

Deuxièmement — Graphique de Ljung-Box : la p-value dépasse 0,70 pour l'ensemble des décalages de 1 à 10, soit une valeur nettement supérieure au seuil critique $\alpha = 0,05$. Cela indique que les résidus du modèle sont totalement indépendants et ne contiennent aucun schéma régulier non capturé, ce qui autorise l'utilisation du modèle à des fins de prévision.

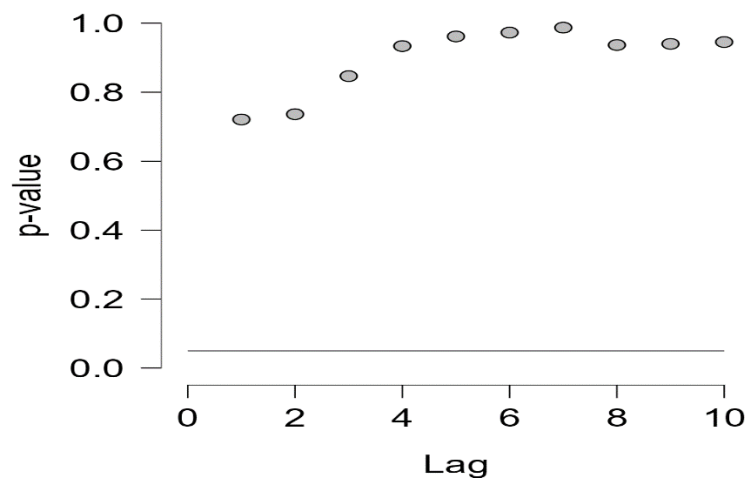


Figure IV.11 : Graphique de Ljung-Box appliqué aux résidus du modèle $ARIMA$ (JASP).

Troisièmement — Diagramme Q-Q : le graphique révèle un écart par rapport à la droite de référence aux extrémités, et plus particulièrement à l'extrémité supérieure, suggérant la présence d'une queue lourde dans la distribution des résidus. Ce phénomène est attribuable aux événements exceptionnels tels que les précipitations de 1994 (54,8 mm) et de 2011 (50 mm). Malgré cet écart à la normalité, les conclusions demeurent valides au regard de l'indépendance établie par le test de Ljung-Box.

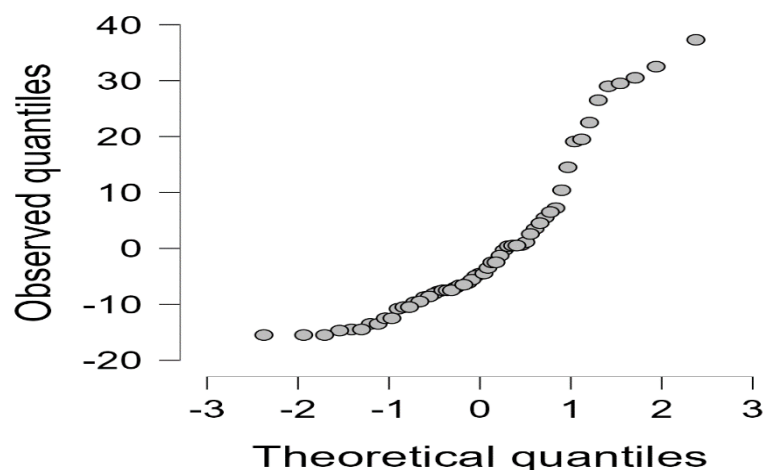


Figure IV.12 : Diagramme quantile-quantile (Q-Q) des résidus standardisés du modèle ARIMA (JASP).

IV.3.5.6. Projections des valeurs de P_{jmax} à long terme

Le Tableau 8 présente les valeurs prévisionnelles issues des deux logiciels avec les intervalles de confiance à 80 % et 95 % :

Tableau IV.13: Valeurs prévisionnelles de P_{jmax} et intervalles de confiance issus des deux logiciels.

Logiciel	Prévision (mm)	IC 80 % inf.	IC 80 % sup.	IC 95 % inf.	IC 95 % sup.
XLSTAT — 2026	11,61	-2,59	25,81	-16,21	+39,42
XLSTAT — 2030	11,74	-3,15	26,63	-16,89	+40,38
XLSTAT — 2075	11,74	-6,46	29,95	-25,42	+48,90
JASP — tous horizons	17,49 (constant)	-0,32	35,31	-9,75	44,74

Les projections des deux logiciels convergent vers une conclusion commune : en l'absence d'une structure régulière significative, la prévision s'articule autour de la moyenne historique de la série. XLSTAT prédit une convergence progressive vers 11,74 mm (proche de la moyenne de la période récente 2010–2025), tandis que JASP fixe la valeur à 17,49 mm (moyenne générale de la période complète). L'écart entre ces deux valeurs reflète le fait que XLSTAT, ayant procédé à une différenciation, accorde un poids plus important aux valeurs récentes (qui tendent à la baisse), tandis que JASP traite la série brute comme une moyenne constante.

L'amplitude des intervalles de confiance est particulièrement notable : à long terme (2075), l'intervalle de confiance à 95 % s'étend de -25,42 mm à +48,90 mm selon XLSTAT, reflétant explicitement l'importante incertitude entourant la prévision des précipitations journalières maximales en milieu aride, et rappelant la prudence nécessaire lors de la généralisation de ces estimations au dimensionnement hydrologique.

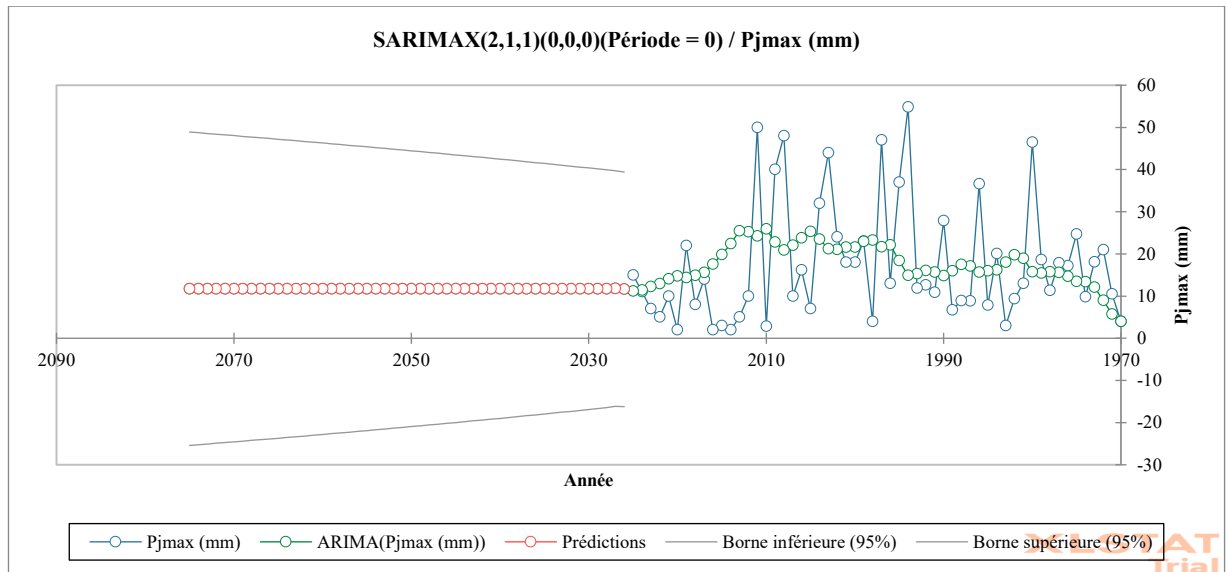


Figure IV.13 : Graphique des projections futures de Pjmax issues du modèle ARIMA (XLSTAT — horizon 2075).

IV.4. Analyse multivariée ACP et CAH des variables climatiques.

IV.4.1. Paramètres de l'analyse

L'ACP a été conduite sur la matrice de corrélation (ACP normée), ce qui est le choix approprié lorsque les variables sont exprimées dans des unités différentes, comme c'est le cas ici (mm, °C, %, km/h). Cette normalisation garantit que chaque variable contribue équitablement à l'analyse indépendamment de son amplitude. La normalisation retenue est de type (n), et le biplot produit est de type « biplot de distance » avec coefficient automatique. Cinq composantes ont été extraites, correspondant aux cinq variables du jeu de données.

IV.4.2. Statistiques descriptives des variables climatiques

Avant toute analyse multivariée, il est indispensable de caractériser individuellement chaque variable afin de disposer d'un référentiel interprétatif solide. Le Tableau 1 présente les statistiques descriptives des cinq variables climatiques calculées par XLSTAT sur les 56 observations de la période 1970–2025, sans aucune valeur manquante.

Tableau IV.14 : Statistiques descriptives des variables climatiques (XLSTAT, n = 56, 1970–2025).

Variable	Unité	Min	Max	Moyenne	Écart-type	CV (%)
Pjmax (précip. journ. max. ann.)	mm	2,0	54,8	17,54	14,02	79,9
Plui an (cumul pluviométrique ann.)	mm	8,7	251,2	77,72	54,76	70,5
Tmax moy ann (temp. max. moyenne)	°C	26,7	29,9	28,30	0,667	2,4
Hmoy ann (humidité relative moy.)	%	27,1	45,0	36,71	4,37	11,9
Vmoy ann (vitesse moy.)	km/h	7,9	20,0	13,43	2,39	17,8

L'examen de ces statistiques révèle des disparités considérables dans le degré de variabilité des variables. Le coefficient de variation ($CV = \sigma/\mu \times 100$) constitue un indicateur normalisé

permettant de comparer des variables de natures différentes. Pjmax affiche le CV le plus élevé (79,9 %), suivi de Plui an (70,5 %), traduisant l'extrême irrégularité interannuelle des précipitations à la station étudiée, caractéristique des milieux arides et semi-arides. À l'opposé, la température maximale présente un CV de seulement 2,4 %, témoignant d'une stabilité thermique remarquable sur la période.

L'amplitude de Pjmax est particulièrement révélatrice : les valeurs s'étendent de 2 mm (2014, 2016, 2020) à 54,8 mm (1994), soit un rapport d'amplitude de 1 à 27. Cette plage de variation considérable met en évidence le caractère extrêmement contrasté des événements pluvieux au sein de ce régime climatique aride, où les précipitations se concentrent sur de rares épisodes de forte intensité. La valeur de Plui an oscille entre 8,7 mm (1970) et 251,2 mm (1986), un écart d'un facteur supérieur à 28, confirmant la grande variabilité interannuelle de la ressource en eau à l'échelle de la station.

En revanche, la température maximale moyenne annuelle présente une stabilité remarquable (26,7 – 29,9 °C), ce qui peut paraître paradoxal dans un contexte de changement climatique global. Cette apparente stabilité s'explique par la nature des données : il s'agit de moyennes annuelles qui lissent les fluctuations saisonnières et les événements extrêmes. L'humidité relative, quant à elle, varie de 27,1 % à 45,0 %, reflétant l'alternance d'années sèches (basse humidité, faibles précipitations) et d'années plus humides.

IV.4.3. Résultats de l'Analyse en Composantes Principales

IV.4.3.1. Valeurs propres et variance expliquée

La première étape de l'interprétation d'un ACP consiste à déterminer combien de composantes principales sont nécessaires pour représenter adéquatement la structure de variance du jeu de données. Le critère de Kaiser recommande de retenir les composantes dont la valeur propre est supérieure à 1 (dans le cas d'un ACP sur matrice de corrélation, cela correspond aux composantes qui expliquent plus qu'une variable originale standardisée). Le Tableau 2 présente l'ensemble des valeurs propres avec les pourcentages de variabilité expliquée.

Tableau IV.15 : Valeurs propres et pourcentages de variabilité expliquée par chaque composante principale.

Composante	Valeur propre (λ)	Variabilité (%)	Variabilité cumulée (%)
F1	2,349	46,99	46,99
F2	1,132	22,65	69,63
F3	0,817	16,34	85,97
F4	0,448	8,95	94,93
F5	0,254	5,07	100,00

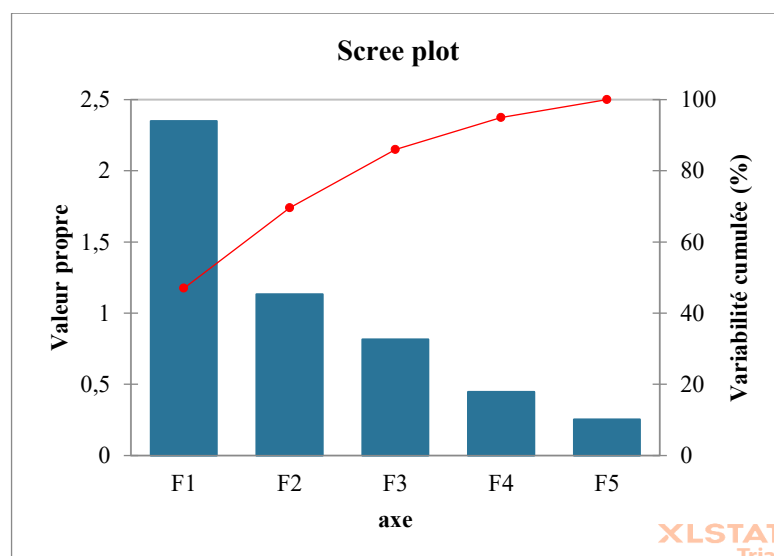


Figure IV.14 : Histogramme des valeurs propres (Scree-plot) de l'ACP.

Selon le critère de Kaiser, seules les composantes F1 ($\lambda = 2,349 > 1$) et F2 ($\lambda = 1,132 > 1$) sont retenues comme statistiquement significatives. Ensemble, ces deux composantes expliquent 69,63 % de la variance totale du système climatique, ce qui représente une synthèse substantielle de l'information contenue dans les cinq variables originales. Si l'on inclut F3 ($\lambda = 0,817$), le pourcentage cumulé atteint 85,97 %, ce qui constitue un seuil de représentativité généralement jugé satisfaisant en analyse multivariée appliquée aux sciences de l'environnement.

La forte dominance de F1 (46,99 %) indique l'existence d'un gradient climatique principal bien structuré, qui sera interprété dans la section suivante. F2 capture une source de variabilité indépendante (22,65 %), révélant un second mécanisme climatique distinct du premier. Les composantes F3, F4 et F5, avec des valeurs propres inférieures à 1, représentent des sources mineures de variabilité résiduelle.

IV.4.3.2. Corrélations variables–facteurs et cercle des corrélations

Le Tableau 3 présente les coordonnées des variables sur les axes factoriels, qui correspondent aux corrélations entre chaque variable originale et chaque composante principale. Ces valeurs constituent la clé d'interprétation des axes factoriels.

Tableau IV.16: Corrélations entre les variables et les composantes principales F1 à F5.

Variable	F1	F2	F3	F4	F5	Axe principal
Pjmax (mm)	+0,754	-0,422	+0,380	-0,055	-0,325	F1
Plui an (mm)	+0,862	-0,127	+0,322	-0,018	+0,371	F1
Tmax moy ann (°C)	-0,683	-0,428	+0,381	+0,450	+0,048	F1
Hmoy ann (%)	+0,756	+0,184	-0,398	+0,483	-0,055	F1
Vmoy ann (km/h)	-0,004	+0,849	+0,515	+0,092	-0,070	F2

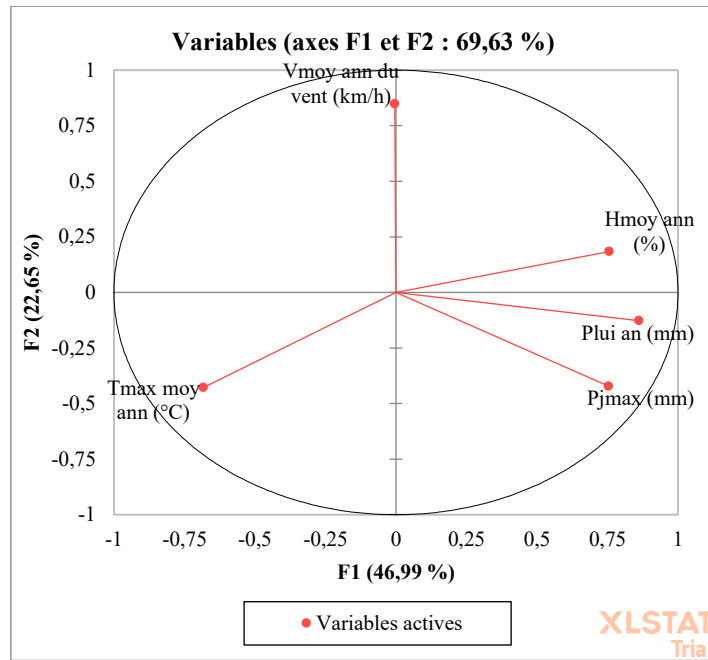


Figure IV.15 : Cercle des corrélations de l'ACP — Plan factoriel F1 × F2.

La lecture du Tableau 3 et Figure 2 permet une interprétation précise de la signification climatique de chaque axe factoriel. Toutes les corrélations significatives ($|r| \geq 0,50$) sont discutées ci-après.

IV.4.3.2.1. Interprétation de l'axe F1 — « Gradient pluviométrique et thermique »

L'axe F1 est fortement et positivement corrélé avec Plui an ($r = +0,862$), Pjmax ($r = +0,754$) et Hmoy ($r = +0,756$), et fortement négativement corrélé avec Tmax ($r = -0,683$). Cette configuration traduit un gradient pluviométrique et hygrothermal : les années à coordonnée F1 positive sont des années de cumuls pluviométriques élevés, de précipitations journalières maximales importantes et d'humidité relative haute, associées à des températures maximales relativement moins élevées. À l'inverse, les années à coordonnée F1 négative correspondent à des années sèches, peu humides et thermiquement plus chaudes.

L'interprétation physique est cohérente : la présence de nuages et d'humidité lors des années pluvieuses réduit le rayonnement solaire incident, entraînant une atténuation des températures maximales. Cette relation inverse entre précipitations et température maximale est un mécanisme bien documenté dans les régions à climat continental semi-aride, et sa présence en F1 confirme la robustesse de l'analyse.

La vitesse du vent présente une corrélation quasi nulle avec F1 ($r = -0,004$), signifiant que ce paramètre est totalement indépendant du gradient pluviométrique principal. Cette orthogonalité est statistiquement significative et sera explicitée par F2.

IV.4.3.2.2. Interprétation de l'axe F2 — « Régime éolien »

L'axe F2 est dominé par une unique variable : la vitesse du vent ($r = +0,849$), avec des contributions secondaires de Tmax ($r = -0,428$) et Pjmax ($r = -0,422$). F2 peut donc être interprété comme l'axe du régime éolien : les coordonnées positives sur F2 correspondent aux années de vents forts, légèrement associées à des températures plus fraîches et des précipitations plus faibles.

Ce résultat suggère que les épisodes venteux intenses à la station étudiée sont davantage associés à des configurations synoptiques sèches.

IV.4.3.2.3. Interprétation de l'axe F3 — « Axis thermique résiduel »

F3 ($\lambda = 0,817, 16,34\%$) n'étant pas retenu par le critère de Kaiser, son interprétation reste secondaire. Il est corrélé positivement avec la vitesse du vent ($r = +0,515$) et Tmax ($r = +0,381$), capturant une interaction résiduelle entre les vents chauds et les précipitations, possiblement liée aux épisodes de sirocco ou de vents sahariens qui caractérisent périodiquement le climat de la région.

IV.4.3.3. Cosinus carrés des variables

Les cosinus carrés mesurent la qualité de représentation de chaque variable dans l'espace factoriel défini par les composantes retenues. Le Tableau 4 présente les cosinus carrés sur les axes F1 et F2, qui constituent le plan principal de l'ACP.

Tableau IV.17 : Cosinus carrés des variables sur les axes F1 et F2.

Variable	cos ² (F1)	cos ² (F2)	cos ² (F1+F2)	Qualité de représentation
Pjmax (mm)	0,569	0,178	0,747	Bonne
Plui an (mm)	0,743	0,016	0,759	Bonne
Tmax moy ann (°C)	0,466	0,183	0,649	Satisfaisante
Hmoy ann (%)	0,572	0,034	0,606	Satisfaisante
Vmoy ann (km/h)	~0,000	0,721	0,721	Bonne

Plui an est la variable la mieux représentée dans le plan F1×F2 (cos² cumulé = 0,759), principalement portée par F1. La vitesse du vent est également bien représentée (cos² = 0,721), mais exclusivement sur F2. Tmax et Hmoy présentent une représentation satisfaisante, tandis que Pjmax, bien que bien représentée sur F1 (cos² = 0,569), comporte une part de variabilité non expliquée par les deux premiers axes, ce qui s'explique par le caractère stochastique et extrême des pluies journalières maximales.

IV.4.3.4. Contributions des variables aux axes factoriels

Les contributions indiquent dans quelle proportion chaque variable participe à la construction de chaque composante principale. Une contribution supérieure à la contribution moyenne théorique (100 % / p = 20 % pour 5 variables) peut être considérée comme significative. Le Tableau 5 résume les contributions sur F1 et F2.

Tableau IV.18 : Contributions des variables aux composantes principales F1 et F2.

Variable	Contribution F1 (%)	Contribution F2 (%)	Axe dominant
Pjmax (mm)	24,2	15,7	F1
Plui an (mm)	31,6	1,4	F1 (dominant)
Tmax moy ann (°C)	19,9	16,2	F1

Variable	Contribution F1 (%)	Contribution F2 (%)	Axe dominant
Hmoy ann (%)	24,3	3,0	F1
Vmoy ann du vent (km/h)	~0,0	63,7	F2 (dominant)

Sur F1, les contributions sont relativement équilibrées entre Plui an (31,6 %), Hmoy (24,3 %), Pjmax (24,2 %) et Tmax (19,9 %), attestant que F1 est une composante intégratrice du système climatique humide/sec. Sur F2, la vitesse du vent domine de manière écrasante (63,7 %), confirmant le caractère unidimensionnel de cet axe comme représentant du régime éolien.

IV.4.3.5. Coordonnées des observations et identification des années singulières

IV.4.3.5.1. Tableau des coordonnées factorielles (sélection)

Le Tableau 6 présente les coordonnées des 56 années sur les deux premières composantes principales, avec les observations les plus extrêmes mises en évidence. Ces coordonnées permettent de positionner chaque année dans le plan factoriel F1×F2 et d'en dégager une interprétation climatique directe.

Tableau IV.19 : Coordonnées factorielles des années les plus significatives sur F1 et F2.

Année	F1	F2	Interprétation climatique
1986	+3,303	+0,477	Année la plus humide — précipitations exceptionnelles (251 mm)
2011	+2,692	-1,266	Année humide, vents modérés — Pjmax = 50 mm
1997	+2,776	-0,991	Année très humide — Plui = 200 mm, Pjmax = 47 mm
1992	+2,562	+1,581	Année humide avec vents — Plui = 165 mm
1984	+2,151	+0,609	Année humide — Plui = 166 mm, Pjmax = 20 mm
1995	+2,001	+0,285	Année humide — Pjmax = 37 mm, Plui = 94 mm
1994	+1,771	-1,561	Pjmax record (54,8 mm), Plui = 164 mm
2023	-2,757	-0,871	Année la plus sèche — Plui = 18 mm, Hmoy = 27,1 %
2022	-2,648	-0,633	Année très sèche — Plui = 15,7 mm
2014	-2,596	-0,078	Année sèche — Pjmax = 2 mm, Plui = 35 mm
2016	-2,349	+0,052	Année sèche — Pjmax = 2 mm, Plui = 17,5 mm
2020	-2,114	-0,417	Année sèche — Pjmax = 2 mm, Plui = 23 mm
1985	-0,105	+2,591	Vents les plus forts — Vmoy = 19,5 km/h
1977	+0,071	+2,369	Vents forts — Vmoy = 20 km/h (max série)
1989	-0,597	+2,721	Vents forts — Vmoy = 19,5 km/h

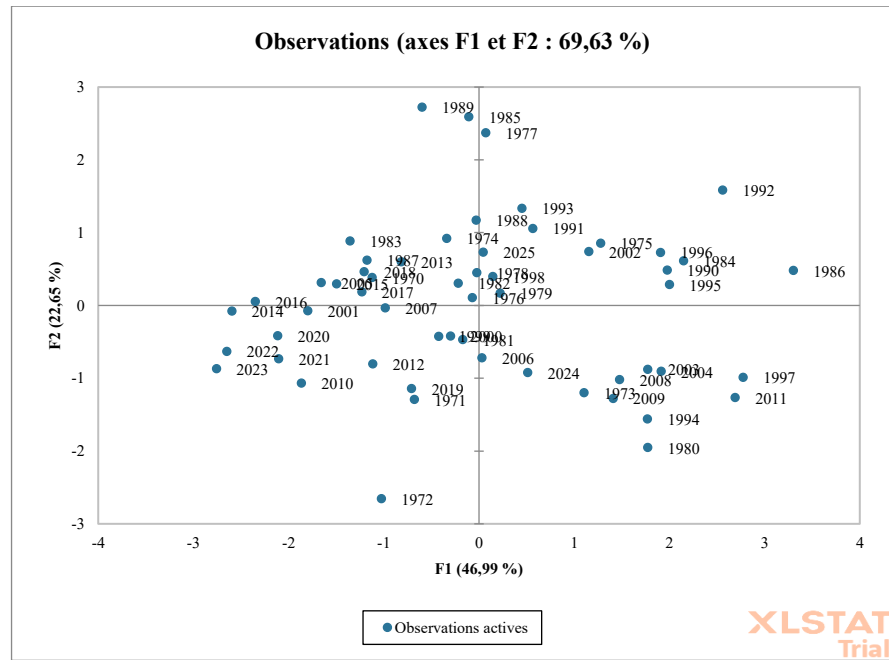


Figure IV.16 : Nuage d'individus (observations annuelles) dans le plan factoriel $F1 \times F2$.

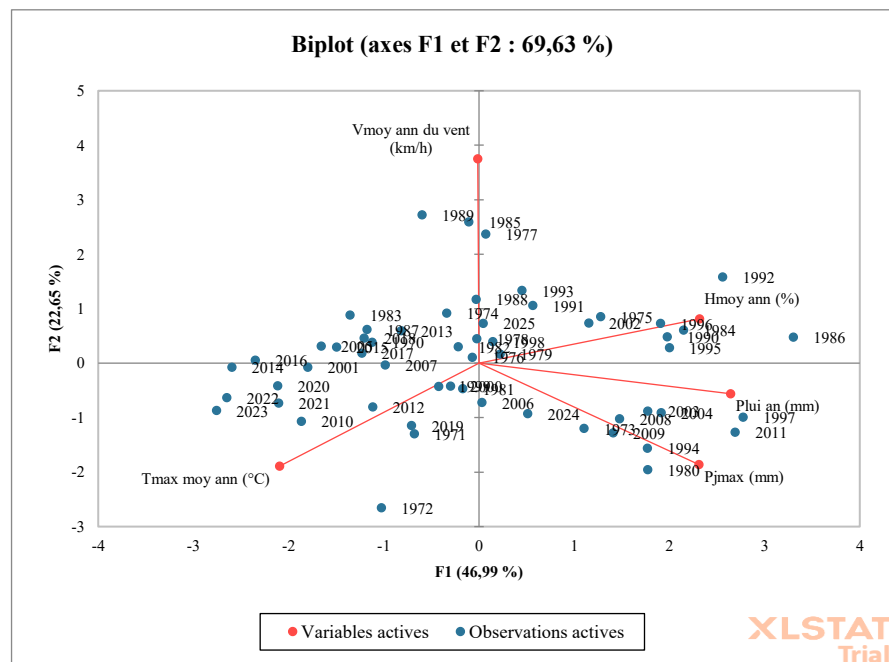


Figure IV.17 : Biplot ACP — Superposition du cercle des corrélations et du nuage d'individus.

La lecture du Tableau 6 et Figure 3&4 met en lumière une structuration temporelle nette : les années humides (F1 fortement positif) se concentrent majoritairement entre les décennies 1980 et 2000, tandis que les années sèches (F1 fortement négatif) appartiennent quasi exclusivement à la période récente (2014–2023). Ce basculement progressif d'un régime pluviométrique relativement soutenu vers un régime plus déficitaire constitue l'un des résultats les plus significatifs de cette analyse, et s'inscrit en cohérence avec les tendances climatiques observées à l'échelle régionale et mondiale.

Sur F2, les années de vents forts (1977, 1985, 1989) se démarquent clairement avec des coordonnées très positives, indépendamment de leur position sur F1. Ce découplage entre la

dynamique éolienne et la dynamique pluviométrique confirme que ces deux processus climatiques obéissent à des forçages synoptiques distincts à la station étudiée.

IV.4.3.5.2. Cosinus carrés des observations — qualité de représentation

La qualité de représentation des observations dans le plan factoriel F1×F2 est évaluée par les cosinus carrés. Le Tableau 7 présente les valeurs pour une sélection d'années représentatives. Les années avec \cos^2 élevé sur F1 et/ou F2 sont celles dont le comportement climatique est le mieux synthétisé par le plan principal de l'ACP.

Tableau IV.20 : Cosinus carrés des observations sélectionnées sur F1 et F2.

Année	\cos^2 F1	\cos^2 F2	\cos^2 (F1+F2)	Qualité
2007	0,989	0,001	0,990	Excellente (F1)
2005	0,929	0,033	0,962	Excellente (F1)
2016	0,936	~0,000	0,936	Excellente (F1)
1985	0,001	0,879	0,880	Excellente (F2)
1988	~0,001	0,902	0,903	Excellente (F2)
1989	0,042	0,880	0,922	Excellente (F2)
1986	0,677	0,014	0,691	Bonne (F1)
1994	0,309	0,240	0,549	Partagée F1/F2

Les années 2007, 2005 et 2016 présentent une qualité de représentation quasi parfaite sur F1, signifiant que leur comportement climatique est entièrement résumé par le gradient pluviométrique principal. À l'inverse, l'année 1994, malgré son Pjmax record (54,8 mm), présente une représentation partagée entre F1 et F2, révélant que l'événement pluvieux extrême de cette année ne s'inscrit pas uniquement dans le gradient pluviométrique général mais comporte également une composante éolienne ou thermique distincte.

IV.4.4. Résultats de la Classification Ascendante Hiérarchique (CAH)

IV.4.4.1. Choix du nombre de classes optimal

Le nombre optimal de classes a été déterminé par l'examen de plusieurs indices de validation interne. Le Tableau 8 présente l'évolution de ces indices pour 2, 3, 4 et 5 classes, calculés par XLSTAT selon l'indicateur de Hartigan adaptatif.

Tableau IV.21 : Indices de validation interne pour le choix du nombre de classes (CAH).

Nombre de classes	Indice de Silhouette	Indice de Hartigan (H)	H(k-1)-H(k)	Indice de Calinski-Harabasz
2	0,333 ← MAX	9,637	16,323 ← MAX	25,960 ← MAX
3	0,227	10,260	-0,623	19,875

Nombre de classes	Indice de Silhouette	Indice de Hartigan (H)	H(k-1)–H(k)	Indice de Calinski-Harabasz
4	0,234	9,023	1,237	18,985
5	0,239	8,776	0,247	18,691

Les trois indices convergent unanimement vers une solution à deux classes comme étant la plus robuste statistiquement. L'indice de Silhouette atteint son maximum à $k = 2$ (0,333), indiquant la meilleure cohésion interne et séparation entre groupes. L'indice de Calinski-Harabasz est également maximal pour $k = 2$ (25,960). La valeur $H(k-1) - H(k) = 16,323$ pour le passage de 1 à 2 classes est de loin la plus élevée, confirmant que la segmentation la plus informative est celle en deux groupes.

Une valeur de silhouette de 0,333 est qualifiée de modérée selon les conventions de Kaufman et Rousseeuw (1990). Elle indique que les deux classes présentent une structure statistique réelle et interprétable, même si le chevauchement n'est pas nul — ce qui est habituel pour des données climatiques qui évoluent de manière continue et graduelle.

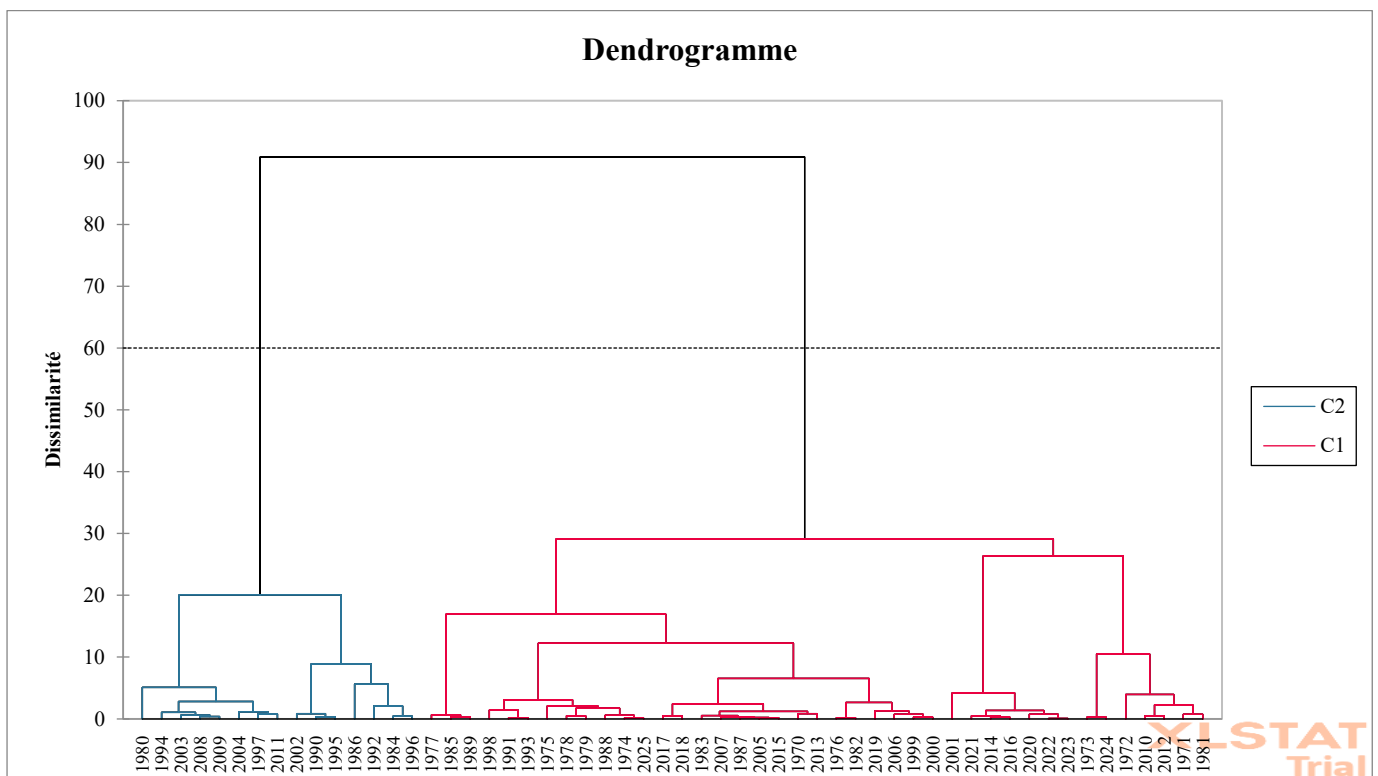


Figure IV.18 : Dendrogramme de la Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) des données climatiques de la station de Ghardaïa pour la période 1970-2025.

IV.4.4.1. Description et interprétation des deux classes

Le Tableau 9 résume les caractéristiques des deux classes identifiées par la CAH avec $k = 2$, sur la base des coordonnées factorielles et des valeurs originales des variables.

Tableau IV.22 : Caractéristiques des deux classes issues de la CAH.

Caractéristique	Classe 1 — Années Humides	Classe 2 — Années Sèches
Nombre d'années	~15 (années significatives)	~41 (majorité de la période)
Position sur F1	F1 > 0 (fortement positif)	F1 ≤ 0 (négatif à nul)
Pjmax moyen indicatif (mm)	> 25 mm	< 12 mm
Plui an moyen indicatif (mm)	> 120 mm	< 60 mm
Tmax moy indicative (°C)	< 28,0 °C	> 28,5 °C
Hmoy indicative (%)	> 40 %	< 35 %
Années représentatives	1984, 1986, 1990, 1992, 1994, 1995, 1996, 1997, 2003, 2004, 2008, 2009, 2011	1970, 1983, 2000, 2005, 2007, 2010, 2012, 2014–2016, 2019–2023
Signification climatique	Régime pluviométrique actif	Régime pluviométrique déficitaire

La Classe 1 (années humides) regroupe les années caractérisées par des précipitations importantes et une humidité élevée, associées à des températures maximales légèrement inférieures à la moyenne. Ces années correspondent aux épisodes de recharge des ressources en eau souterraine et superficielle, et aux événements hydrologiques potentiellement générateurs de crues.

La Classe 2 (années sèches ou déficitaires) est nettement majoritaire dans la série, illustrant le caractère structurellement aride du climat de la station.

Un résultat particulièrement significatif émerge de la distribution temporelle des classes : les années appartenant à la Classe 1 (humides) sont concentrées entre les décennies 1980 et 2000, tandis que les années récentes (2014–2023) appartiennent quasi exclusivement à la Classe 2. Cette répartition temporelle est cohérente avec le signal de changement climatique régional, qui se manifeste par une intensification des conditions arides dans le Sahara septentrional depuis le début du XXI^e siècle.

Cette observation est en outre cohérente avec les résultats du test de Pettitt appliqué dans le chapitre précédent à la série Pjmax, qui avait détecté une rupture potentielle autour de l'année 2011. La CAH apporte ici une confirmation multivariale de cette rupture, en montrant qu'elle ne se limite pas à Pjmax mais s'exprime à travers l'ensemble du système climatique (précipitations, humidité, température).

IV.5. Conclusion

Ce chapitre présente de manière structurée et synthétique l'ensemble des résultats obtenus à travers les trois axes d'analyse appliqués à la station de Noumérat sur la période 1970–2025.

Les principales conclusions sont les suivantes :

- ▶ Ajustement fréquentiel (Chapitre IV) : La loi de Gumbel s'impose comme le modèle optimal ($\chi^2_{\text{exp}} = 17,050 < \chi^2_{\text{th}} = 17,535$ à $\alpha = 2,5$ %). Les quantiles estimés s'étendent de 11,73 mm (T = 2 ans) à 45,32 mm (T = 1000 ans) et constituent les données probabilistes de référence pour le dimensionnement hydraulique de Ghardaïa.

► Analyse des séries temporelles (Chapitre V) : La série est globalement homogène (4/5 tests), non stationnaire $I(1)$, et sans tendance significative ($\tau = -0,105$; $p = 0,250$). Le modèle ARIMA(2,1,0) retenu présente des résidus indépendants (Ljung-Box $p > 0,70$) mais des paramètres non significatifs, révélant l'absence de mémoire temporelle effective — propriété fondamentale des précipitations extrêmes en milieu saharien.

► Analyse multivariée ACP-CAH (Chapitre VI) : Deux composantes principales expliquent 69,63 % de la variance climatique. F1 traduit le gradient pluviométrique-hydrothermal (Plui_an, Pjmax, Hmoy corrélées positivement ; Tmax négativement). F2 capture le régime éolien, indépendant du signal pluviométrique. La CAH ($k = 2$) identifie une Classe1 humide (~1980–2010) et une Classe 2 sèche (~2011–2023), confirmant une transition climatique régionale vers des conditions arides plus sévères.

La convergence et la cohérence des conclusions entre les trois axes d'analyse et les deux logiciels (XLSTAT, JASP) renforcent la fiabilité globale des résultats et leur aptitude à servir de base rigoureuse à la modélisation hydraulique et à la gestion des risques hydrologiques dans la région de Ghardaïa.

Conclusion générale.

Conclusion générale.

Le présent mémoire s'est attaché à répondre à la question centrale suivante : dans quelle mesure l'articulation entre outils statistiques modernes lois de distribution des valeurs extrêmes, modèles de séries temporelles ARIMA et méthodes d'analyse multivariée permet-elle d'améliorer la quantification, la modélisation et la projection du comportement des précipitations journalières maximales annuelles de la station de Noumérat (Ghardaïa, 1970–2025) ?

Pour y répondre, une démarche méthodologique progressive et intégrée a été déployée, articulant trois niveaux d'analyse complémentaires : l'analyse fréquentielle univariée, l'analyse des séries temporelles et l'analyse statistique multivariée. L'ensemble des résultats, produits à l'aide des logiciels XLSTAT et JASP sur la base d'une série de 56 observations annuelles complètes, offre une vision cohérente et rigoureuse du régime hydroclimatique de la station.

Les résultats issus des six chapitres du présent mémoire peuvent être synthétisés autour des conclusions majeures suivantes :

Sur le plan de l'analyse fréquentielle, la loi de Gumbel s'est imposée comme le modèle optimal pour la modélisation des précipitations journalières maximales annuelles à la station de Noumérat, fournissant les quantiles de projet nécessaires au dimensionnement hydraulique, de la période de retour biennale jusqu'à la période millénaire.

Sur le plan de l'analyse des séries temporelles, la série P_{jmax} a été diagnostiquée comme globalement homogène, non stationnaire d'ordre un et dépourvue de tendance monotone significative. Le modèle ARIMA(2,1,0) a été retenu comme cadre de prévision optimal, reflétant le comportement stochastique prédominant des précipitations extrêmes en milieu aride.

Sur le plan de l'analyse multivariée, l'ACP normée a identifié deux composantes principales structurant le système hydroclimatique local, tandis que la CAH a révélé une variabilité interdécennale significative, marquée par une transition entre un régime relativement humide (1980–2010) et un régime structurellement plus déficitaire (2011–2025).

Ce travail apporte des contributions originales en fournissant une analyse fréquentielle exhaustive sur 56 ans, confirmant la pertinence théorique de la loi de Gumbel pour les maximas pluviométriques sahariens. De plus, la démarche ACP-CAH constitue une approche novatrice pour la typologie des régimes climatiques régionaux.

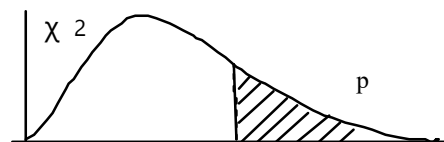
Malgré la rigueur méthodologique déployée, la présente étude comporte des limites inhérentes à la taille de l'échantillon et à la nature linéaire des méthodes utilisées, invitant à la prudence dans la généralisation des résultats à l'échelle spatiale de la wilaya ou à des horizons temporels lointains.

En définitive, ce mémoire illustre que l'analyse statistique multidimensionnelle des précipitations extrêmes constitue le fondement scientifique indispensable à toute démarche d'ingénierie hydraulique responsable dans les milieux arides. La combinaison des approches fréquentielle, temporelle et multivariée offre une compréhension systémique du régime hydroclimatique de Ghardaïa que nulle méthode isolée n'aurait pu produire. Les résultats obtenus forment un ensemble cohérent et directement opérationnel qui, nous l'espérons, contribuera à la

Conclusion générale.

sécurisation hydrologique des infrastructures et à la préservation du patrimoine urbain de cette ville millénaire face aux aléas d'un climat saharien à la fois hostile et fascinant.

Annexes.

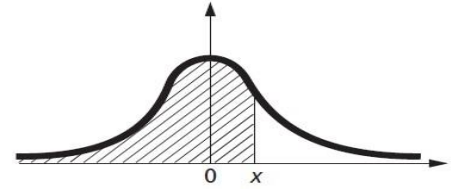
Tableau 01 : CHI-DEUX : $\chi^2(n)$ 

d.f.	α									
	0.995	0.99	0.975	0.95	0.90	0.10	0.05	0.025	0.01	0.005
1	--	--	0.001	0.004	0.016	2.706	3.841	5.024	6.635	7.879
2	0.010	0.020	0.051	0.103	0.211	4.605	5.991	7.378	9.210	10.597
3	0.072	0.115	0.216	0.352	0.584	6.251	7.815	9.348	11.345	12.838
4	0.207	0.297	0.484	0.711	1.064	7.779	9.488	11.143	13.277	14.860
5	0.412	0.554	0.831	1.145	1.610	9.236	11.071	12.833	15.086	16.750
6	0.676	0.872	1.237	1.635	2.204	10.645	12.592	14.449	16.812	18.548
7	0.989	1.239	1.690	2.167	2.833	12.017	14.067	16.013	18.475	20.278
8	1.344	1.646	2.180	2.733	3.490	13.362	15.507	17.535	20.090	21.955
9	1.735	2.088	2.700	3.325	4.168	14.684	16.919	19.023	21.666	23.589
10	2.156	2.558	3.247	3.940	4.865	15.987	18.307	20.483	23.209	25.188
11	2.603	3.053	3.816	4.575	5.578	17.275	19.675	21.920	24.725	26.757
12	3.074	3.571	4.404	5.226	6.304	18.549	21.026	23.337	26.217	28.299
13	3.565	4.107	5.009	5.892	7.042	19.812	22.362	24.736	27.688	29.819
14	4.075	4.660	5.629	6.571	7.790	21.064	23.685	26.119	29.141	31.319
15	4.601	5.229	6.262	7.261	8.547	22.307	24.996	27.488	30.578	32.801
16	5.142	5.812	6.908	7.962	9.312	23.542	26.296	28.845	32.000	34.267
17	5.697	6.408	7.564	8.672	10.085	24.769	27.587	30.191	33.409	35.718
18	6.265	7.015	8.231	9.390	10.865	25.989	28.869	31.526	34.805	37.156
19	6.844	7.633	8.907	10.117	11.651	27.204	30.144	32.852	36.191	38.582
20	7.434	8.260	9.591	10.851	12.443	28.412	31.410	34.170	37.566	39.997
21	8.034	8.897	10.283	11.591	13.240	29.615	32.671	35.479	38.932	41.401
22	8.643	9.542	10.982	12.338	14.042	30.813	33.924	36.781	40.289	42.796
23	9.262	10.196	11.689	13.091	14.848	32.007	35.172	38.076	41.638	44.181
24	9.886	10.856	12.401	13.848	15.659	33.196	36.415	39.364	42.980	45.559
25	10.520	11.524	13.120	14.611	16.473	34.382	37.652	40.646	44.314	46.928
26	11.160	12.198	13.844	15.379	17.292	35.563	38.885	41.923	45.642	48.290
27	11.808	12.879	14.573	16.151	18.114	36.741	40.113	43.194	46.963	49.645
28	12.461	13.565	15.308	16.928	18.939	37.916	41.337	44.461	48.278	50.993
29	13.121	14.257	16.047	17.708	19.768	39.087	42.557	45.722	49.588	52.336
30	13.787	14.954	16.791	18.493	20.599	40.256	43.773	46.979	50.892	53.672
40	20.707	22.164	24.433	26.509	29.051	51.805	55.758	59.342	63.691	66.766
50	27.991	29.707	32.357	34.764	37.689	63.167	67.505	71.420	76.154	79.490

Annexes.

60	35.534	37.485	40.482	43.188	46.459	74.397	79.082	83.298	88.379	91.952
70	43.275	45.442	48.758	51.739	55.329	85.527	90.531	95.023	100.425	104.215
80	51.172	53.540	57.153	60.391	64.278	96.578	101.879	106.629	112.329	116.321
90	59.196	61.754	65.647	69.126	73.291	107.565	113.145	118.136	124.116	128.299
100	67.328	70.065	74.222	77.929	82.358	118.498	124.342	129.561	135.807	140.169

Tableau 02 : LOI NORMALE CENTREE REDUITE.



z	0,00	0,01	0,02	0,03	0,04	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09
0	0,50000	0,50399	0,50798	0,51197	0,51595	0,51994	0,52392	0,52790	0,53188	0,53586
0,1	0,53983	0,54380	0,54776	0,55172	0,55567	0,55962	0,56356	0,56749	0,57142	0,57535
0,2	0,57926	0,58317	0,58706	0,59095	0,59483	0,59871	0,60257	0,60642	0,61026	0,61409
0,3	0,61791	0,62172	0,62552	0,62930	0,63307	0,63683	0,64058	0,64431	0,64803	0,65173
0,4	0,65542	0,65910	0,66276	0,66640	0,67003	0,67364	0,67724	0,68082	0,68439	0,68793
0,5	0,69146	0,69497	0,69847	0,70194	0,70540	0,70884	0,71226	0,71566	0,71904	0,72240
0,6	0,72575	0,72907	0,73237	0,73565	0,73891	0,74215	0,74537	0,74857	0,75175	0,75490
0,7	0,75804	0,76115	0,76424	0,76730	0,77035	0,77337	0,77637	0,77935	0,78230	0,78524
0,8	0,78814	0,79103	0,79389	0,79673	0,79955	0,80234	0,80511	0,80785	0,81057	0,81327
0,9	0,81594	0,81859	0,82121	0,82381	0,82639	0,82894	0,83147	0,83398	0,83646	0,83891
1	0,84134	0,84375	0,84614	0,84849	0,85083	0,85314	0,85543	0,85769	0,85993	0,86214
1,1	0,86433	0,86650	0,86864	0,87076	0,87286	0,87493	0,87698	0,87900	0,88100	0,88298
1,2	0,88493	0,88686	0,88877	0,89065	0,89251	0,89435	0,89617	0,89796	0,89973	0,90147
1,3	0,90320	0,90490	0,90658	0,90824	0,90988	0,91149	0,91309	0,91466	0,91621	0,91774
1,4	0,91924	0,92073	0,92220	0,92364	0,92507	0,92647	0,92785	0,92922	0,93056	0,93189
1,5	0,93319	0,93448	0,93574	0,93699	0,93822	0,93943	0,94062	0,94179	0,94295	0,94408
1,6	0,94520	0,94630	0,94738	0,94845	0,94950	0,95053	0,95154	0,95254	0,95352	0,95449
1,7	0,95543	0,95637	0,95728	0,95818	0,95907	0,95994	0,96080	0,96164	0,96246	0,96327
1,8	0,96407	0,96485	0,96562	0,96638	0,96712	0,96784	0,96856	0,96926	0,96995	0,97062
1,9	0,97128	0,97193	0,97257	0,97320	0,97381	0,97441	0,97500	0,97558	0,97615	0,97670
2	0,97725	0,97778	0,97831	0,97882	0,97932	0,97982	0,98030	0,98077	0,98124	0,98169
2,1	0,98214	0,98257	0,98300	0,98341	0,98382	0,98422	0,98461	0,98500	0,98537	0,98574
2,2	0,98610	0,98645	0,98679	0,98713	0,98745	0,98778	0,98809	0,98840	0,98870	0,98899
2,3	0,98928	0,98956	0,98983	0,99010	0,99036	0,99061	0,99086	0,99111	0,99134	0,99158
2,4	0,99180	0,99202	0,99224	0,99245	0,99266	0,99286	0,99305	0,99324	0,99343	0,99361
2,5	0,99379	0,99396	0,99413	0,99430	0,99446	0,99461	0,99477	0,99492	0,99506	0,99520
2,6	0,99534	0,99547	0,99560	0,99573	0,99585	0,99598	0,99609	0,99621	0,99632	0,99643
2,7	0,99653	0,99664	0,99674	0,99683	0,99693	0,99702	0,99711	0,99720	0,99728	0,99736
2,8	0,99744	0,99752	0,99760	0,99767	0,99774	0,99781	0,99788	0,99795	0,99801	0,99807
2,9	0,99813	0,99819	0,99825	0,99831	0,99836	0,99841	0,99846	0,99851	0,99856	0,99861
3	0,99865	0,99869	0,99874	0,99878	0,99882	0,99886	0,99889	0,99893	0,99896	0,99900
3,1	0,99903	0,99906	0,99910	0,99913	0,99916	0,99918	0,99921	0,99924	0,99926	0,99929
3,2	0,99931	0,99934	0,99936	0,99938	0,99940	0,99942	0,99944	0,99946	0,99948	0,99950
3,3	0,99952	0,99953	0,99955	0,99957	0,99958	0,99960	0,99961	0,99962	0,99964	0,99965

Annexes.

3,4	0,99966	0,99968	0,99969	0,99970	0,99971	0,99972	0,99973	0,99974	0,99975	0,99976
3,5	0,99977	0,99978	0,99978	0,99979	0,99980	0,99981	0,99981	0,99982	0,99983	0,99983
3,6	0,99984	0,99985	0,99985	0,99986	0,99986	0,99987	0,99987	0,99988	0,99988	0,99989
3,7	0,99989	0,99990	0,99990	0,99990	0,99991	0,99991	0,99992	0,99992	0,99992	0,99992
3,8	0,99993	0,99993	0,99993	0,99994	0,99994	0,99994	0,99994	0,99995	0,99995	0,99995
3,9	0,99995	0,99995	0,99996	0,99996	0,99996	0,99996	0,99996	0,99996	0,99997	0,99997

Tableau 03 : les valeurs d'Ajustement de Pj max avec la loi Normal.

Année	Pj max	ordre	Xi	FND exp	U the	FND th	U exp	Xi the	Borne inférieure	Borne Supérieur
1970	4,00	1	2,00	0,01	-1,14	0,13	-2,37	2	-2,71	8,06
1971	10,50	2	2,00	0,03	-1,14	0,13	-1,93	2	-2,71	8,06
1972	21,00	3	2,00	0,04	-1,14	0,13	-1,70	2	-2,71	8,06
1973	18,10	4	2,80	0,06	-1,09	0,14	-1,53	2,8	-1,82	8,74
1974	9,80	5	3,00	0,08	-1,07	0,14	-1,40	3	-1,60	8,91
1975	24,70	6	3,00	0,10	-1,07	0,14	-1,29	3	-1,60	8,91
1976	17,20	7	4,00	0,12	-1,00	0,16	-1,19	4	-0,49	9,77
1977	17,90	8	4,00	0,13	-1,00	0,16	-1,11	4	-0,49	9,77
1978	11,30	9	5,00	0,15	-0,93	0,18	-1,03	5	0,61	10,64
1979	18,60	10	5,00	0,17	-0,93	0,18	-0,96	5	0,61	10,64
1980	46,50	11	6,70	0,19	-0,81	0,21	-0,89	6,7	2,48	12,13
1981	13,00	12	7,00	0,21	-0,79	0,22	-0,82	7	2,81	12,39
1982	9,40	13	7,00	0,22	-0,79	0,22	-0,76	7	2,81	12,39
1983	3,00	14	7,87	0,24	-0,72	0,23	-0,70	7,87	3,75	13,17
1984	20,07	15	8,00	0,26	-0,71	0,24	-0,65	8	3,89	13,28
1985	7,87	16	8,80	0,28	-0,66	0,26	-0,59	8,8	4,76	14,00
1986	36,60	17	8,90	0,29	-0,65	0,26	-0,54	8,9	4,86	14,09
1987	8,80	18	9,40	0,31	-0,61	0,27	-0,49	9,4	5,40	14,54
1988	8,90	19	9,80	0,33	-0,59	0,28	-0,44	9,8	5,83	14,90
1989	6,70	20	10,00	0,35	-0,57	0,28	-0,39	10	6,05	15,08
1990	27,90	21	10,00	0,37	-0,57	0,28	-0,34	10	6,05	15,08
1991	10,90	22	10,00	0,38	-0,57	0,28	-0,30	10	6,05	15,08
1992	12,60	23	10,50	0,40	-0,54	0,30	-0,25	10,5	6,58	15,54
1993	11,90	24	10,90	0,42	-0,51	0,31	-0,20	10,9	7,00	15,91
1994	54,80	25	11,00	0,44	-0,50	0,31	-0,16	11	7,11	16,00
1995	37,00	26	11,30	0,46	-0,48	0,32	-0,11	11,3	7,43	16,28
1996	13,00	27	11,90	0,47	-0,44	0,33	-0,07	11,9	8,06	16,83
1997	47,00	28	12,60	0,49	-0,39	0,35	-0,02	12,6	8,80	17,49
1998	4,00	29	13,00	0,51	-0,36	0,36	0,02	13	9,22	17,86
1999	23,00	30	13,00	0,53	-0,36	0,36	0,07	13	9,22	17,86
2000	18,00	31	14,00	0,54	-0,29	0,39	0,11	14	10,26	18,81
2001	18,00	32	15,00	0,56	-0,21	0,42	0,16	15	11,29	19,77
2002	24,00	33	16,20	0,58	-0,13	0,45	0,20	16,2	12,52	20,93
2003	44,00	34	17,20	0,60	-0,06	0,48	0,25	17,2	13,53	21,92
2004	32,00	35	17,90	0,62	-0,01	0,50	0,30	17,9	14,23	22,61
2005	7,00	36	18,00	0,63	0,00	0,50	0,34	18	14,33	22,71
2006	16,20	37	18,00	0,65	0,00	0,50	0,39	18	14,33	22,71
2007	10,00	38	18,10	0,67	0,01	0,50	0,44	18,1	14,43	22,81

Annexes.

2008	48,00	39	18,60	0,69	0,04	0,52	0,49	18,6	14,93	23,32
2009	40,00	40	20,07	0,71	0,15	0,56	0,54	20,07	16,38	24,81
2010	2,80	41	21,00	0,72	0,21	0,58	0,59	21	17,29	25,77
2011	50,00	42	22,00	0,74	0,29	0,61	0,65	22	18,26	26,81
2012	10,00	43	23,00	0,76	0,36	0,64	0,70	23	19,22	27,86
2013	5,00	44	24,00	0,78	0,43	0,67	0,76	24	20,17	28,93
2014	2,00	45	24,70	0,79	0,48	0,68	0,82	24,7	20,83	29,68
2015	3,00	46	27,90	0,81	0,71	0,76	0,89	27,9	23,80	33,17
2016	2,00	47	32,00	0,83	1,00	0,84	0,96	32	27,51	37,77
2017	14,00	48	36,60	0,85	1,33	0,91	1,03	36,6	31,57	43,07
2018	8,00	49	37,00	0,87	1,36	0,91	1,11	37	31,92	43,53
2019	22,00	50	40,00	0,88	1,57	0,94	1,19	40	34,52	47,05
2020	2,00	51	44,00	0,90	1,86	0,97	1,29	44	37,95	51,78
2021	10,00	52	46,50	0,92	2,04	0,98	1,40	46,5	40,07	54,76
2022	5,00	53	47,00	0,94	2,07	0,98	1,53	47	40,50	55,36
2023	7,00	54	48,00	0,96	2,14	0,98	1,70	48	41,34	56,56
2024	11,00	55	50,00	0,97	2,29	0,99	1,93	50	43,03	58,96
2025	15,00	56	54,80	0,99	2,63	1,00	2,37	54,8	47,06	64,75

Tableau 04 : les valeurs d'Ajustement de Pj max avec la loi Log-Normal.

Année	Pj max	ordre	Xi	Log Xi	FND exp	U the	FND th	U exp	Xi the	Borne inf	Borne Sup
1970	4,00	1	2,00	0,3010	0,01	-2,00	0,02	-2,37	0,3010	0,12	0,48
1971	10,50	2	2,00	0,3010	0,03	-2,00	0,02	-1,93	0,3010	0,12	0,48
1972	21,00	3	2,00	0,3010	0,04	-2,00	0,02	-1,70	0,3010	0,12	0,48
1973	18,10	4	2,80	0,4472	0,06	-1,63	0,05	-1,53	0,4472	0,29	0,61
1974	9,80	5	3,00	0,4771	0,08	-1,56	0,06	-1,40	0,4771	0,32	0,63
1975	24,70	6	3,00	0,4771	0,10	-1,56	0,06	-1,29	0,4771	0,32	0,63
1976	17,20	7	4,00	0,6021	0,12	-1,24	0,11	-1,19	0,6021	0,46	0,74
1977	17,90	8	4,00	0,6021	0,13	-1,24	0,11	-1,11	0,6021	0,46	0,74
1978	11,30	9	5,00	0,6990	0,15	-1,00	0,16	-1,03	0,6990	0,57	0,83
1979	18,60	10	5,00	0,6990	0,17	-1,00	0,16	-0,96	0,6990	0,57	0,83
1980	46,50	11	6,70	0,8261	0,19	-0,68	0,25	-0,89	0,8261	0,71	0,94
1981	13,00	12	7,00	0,8451	0,21	-0,64	0,26	-0,82	0,8451	0,73	0,96
1982	9,40	13	7,00	0,8451	0,22	-0,64	0,26	-0,76	0,8451	0,73	0,96
1983	3,00	14	7,87	0,8960	0,24	-0,51	0,31	-0,70	0,8960	0,78	1,01
1984	20,07	15	8,00	0,9031	0,26	-0,49	0,31	-0,65	0,9031	0,79	1,01
1985	7,87	16	8,80	0,9445	0,28	-0,39	0,35	-0,59	0,9445	0,84	1,05
1986	36,60	17	8,90	0,9494	0,29	-0,38	0,35	-0,54	0,9494	0,84	1,06
1987	8,80	18	9,40	0,9731	0,31	-0,32	0,38	-0,49	0,9731	0,87	1,08
1988	8,90	19	9,80	0,9912	0,33	-0,27	0,39	-0,44	0,9912	0,88	1,10
1989	6,70	20	10,00	1,0000	0,35	-0,25	0,40	-0,39	1,0000	0,89	1,11
1990	27,90	21	10,00	1,0000	0,37	-0,25	0,40	-0,34	1,0000	0,89	1,11
1991	10,90	22	10,00	1,0000	0,38	-0,25	0,40	-0,30	1,0000	0,89	1,11
1992	12,60	23	10,50	1,0212	0,40	-0,20	0,42	-0,25	1,0212	0,92	1,13
1993	11,90	24	10,90	1,0374	0,42	-0,16	0,44	-0,20	1,0374	0,93	1,14
1994	54,80	25	11,00	1,0414	0,44	-0,15	0,44	-0,16	1,0414	0,94	1,15
1995	37,00	26	11,30	1,0531	0,46	-0,12	0,45	-0,11	1,0531	0,95	1,16
1996	13,00	27	11,90	1,0755	0,47	-0,06	0,48	-0,07	1,0755	0,97	1,18
1997	47,00	28	12,60	1,1004	0,49	0,00	0,50	-0,02	1,1004	1,00	1,21
1998	4,00	29	13,00	1,1139	0,51	0,03	0,51	0,02	1,1139	1,01	1,22
1999	23,00	30	13,00	1,1139	0,53	0,03	0,51	0,07	1,1139	1,01	1,22
2000	18,00	31	14,00	1,1461	0,54	0,12	0,55	0,11	1,1461	1,04	1,25
2001	18,00	32	15,00	1,1761	0,56	0,19	0,58	0,16	1,1761	1,07	1,28
2002	24,00	33	16,20	1,2095	0,58	0,27	0,61	0,20	1,2095	1,10	1,32
2003	44,00	34	17,20	1,2355	0,60	0,34	0,63	0,25	1,2355	1,13	1,34
2004	32,00	35	17,90	1,2529	0,62	0,38	0,65	0,30	1,2529	1,14	1,36
2005	7,00	36	18,00	1,2553	0,63	0,39	0,65	0,34	1,2553	1,15	1,36
2006	16,20	37	18,00	1,2553	0,65	0,39	0,65	0,39	1,2553	1,15	1,36
2007	10,00	38	18,10	1,2577	0,67	0,39	0,65	0,44	1,2577	1,15	1,37

Annexes.

2008	48,00	39	18,60	1,2695	0,69	0,42	0,66	0,49	1,2695	1,16	1,38
2009	40,00	40	20,07	1,3025	0,71	0,51	0,69	0,54	1,3025	1,19	1,41
2010	2,80	41	21,00	1,3222	0,72	0,56	0,71	0,59	1,3222	1,21	1,43
2011	50,00	42	22,00	1,3424	0,74	0,61	0,73	0,65	1,3424	1,23	1,46
2012	10,00	43	23,00	1,3617	0,76	0,65	0,74	0,70	1,3617	1,25	1,48
2013	5,00	44	24,00	1,3802	0,78	0,70	0,76	0,76	1,3802	1,26	1,50
2014	2,00	45	24,70	1,3927	0,79	0,73	0,77	0,82	1,3927	1,27	1,51
2015	3,00	46	27,90	1,4456	0,81	0,86	0,81	0,89	1,4456	1,32	1,57
2016	2,00	47	32,00	1,5051	0,83	1,01	0,84	0,96	1,5051	1,38	1,63
2017	14,00	48	36,60	1,5635	0,85	1,16	0,88	1,03	1,5635	1,43	1,70
2018	8,00	49	37,00	1,5682	0,87	1,17	0,88	1,11	1,5682	1,43	1,70
2019	22,00	50	40,00	1,6021	0,88	1,26	0,90	1,19	1,6021	1,46	1,74
2020	2,00	51	44,00	1,6435	0,90	1,36	0,91	1,29	1,6435	1,50	1,79
2021	10,00	52	46,50	1,6675	0,92	1,42	0,92	1,40	1,6675	1,52	1,82
2022	5,00	53	47,00	1,6721	0,94	1,43	0,92	1,53	1,6721	1,52	1,82
2023	7,00	54	48,00	1,6812	0,96	1,45	0,93	1,70	1,6812	1,53	1,83
2024	11,00	55	50,00	1,6990	0,97	1,50	0,93	1,93	1,6990	1,55	1,85
2025	15,00	56	54,80	1,7388	0,99	1,60	0,94	2,37	1,7388	1,58	1,90

Tableau 05 : les valeurs d'Ajustement de Pj max avec la loi Guembel.

Année	Pj max	ordre	Xi	FND exp	U the	FND th	U exp	Xi the	Borne inférieure	Borne Supérieur
1970	4,00	1	2,00	0,01	-0,895	0,086	-1,551	1,863077	-2,48	6,20
1971	10,50	2	2,00	0,03	-0,895	0,086	-1,286	1,863077	-2,48	6,20
1972	21,00	3	2,00	0,04	-0,895	0,086	-1,134	1,863077	-2,48	6,20
1973	18,10	4	2,80	0,06	-0,822	0,103	-1,020	2,671868	-1,57	6,91
1974	9,80	5	3,00	0,08	-0,803	0,107	-0,925	2,874066	-1,34	7,09
1975	24,70	6	3,00	0,10	-0,803	0,107	-0,842	2,874066	-1,34	7,09
1976	17,20	7	4,00	0,12	-0,711	0,131	-0,767	3,885055	-0,22	7,99
1977	17,90	8	4,00	0,13	-0,711	0,131	-0,698	3,885055	-0,22	7,99
1978	11,30	9	5,00	0,15	-0,619	0,156	-0,634	4,896044	0,89	8,90
1979	18,60	10	5,00	0,17	-0,619	0,156	-0,573	4,896044	0,89	8,90
1980	46,50	11	6,70	0,19	-0,463	0,204	-0,515	6,614725	2,76	10,47
1981	13,00	12	7,00	0,21	-0,435	0,213	-0,459	6,918022	3,08	10,75
1982	9,40	13	7,00	0,22	-0,435	0,213	-0,405	6,918022	3,08	10,75
1983	3,00	14	7,87	0,24	-0,355	0,240	-0,353	7,797582	4,02	11,58
1984	20,07	15	8,00	0,26	-0,343	0,244	-0,301	7,929011	4,16	11,70
1985	7,87	16	8,80	0,28	-0,270	0,270	-0,250	8,737802	5,00	12,47
1986	36,60	17	8,90	0,29	-0,260	0,273	-0,200	8,838901	5,11	12,57
1987	8,80	18	9,40	0,31	-0,214	0,290	-0,151	9,344396	5,64	13,05
1988	8,90	19	9,80	0,33	-0,178	0,303	-0,102	9,748791	6,05	13,44
1989	6,70	20	10,00	0,35	-0,159	0,310	-0,053	9,950989	6,26	13,64
1990	27,90	21	10,00	0,37	-0,159	0,310	-0,005	9,950989	6,26	13,64
1991	10,90	22	10,00	0,38	-0,159	0,310	0,044	9,950989	6,26	13,64
1992	12,60	23	10,50	0,40	-0,113	0,326	0,092	10,45648	6,78	14,14
1993	11,90	24	10,90	0,42	-0,076	0,340	0,141	10,86088	7,19	14,53
1994	54,80	25	11,00	0,44	-0,067	0,343	0,190	10,96198	7,29	14,63
1995	37,00	26	11,30	0,46	-0,040	0,353	0,240	11,26527	7,60	14,93
1996	13,00	27	11,90	0,47	0,016	0,374	0,290	11,87187	8,20	15,54
1997	47,00	28	12,60	0,49	0,080	0,397	0,341	12,57956	8,91	16,25
1998	4,00	29	13,00	0,51	0,117	0,411	0,392	12,98396	9,30	16,66
1999	23,00	30	13,00	0,53	0,117	0,411	0,445	12,98396	9,30	16,66
2000	18,00	31	14,00	0,54	0,209	0,444	0,498	13,99495	10,29	17,70
2001	18,00	32	15,00	0,56	0,301	0,477	0,553	15,00593	11,26	18,75
2002	24,00	33	16,20	0,58	0,411	0,515	0,609	16,21912	12,40	20,04
2003	44,00	34	17,20	0,60	0,503	0,546	0,666	17,23011	13,34	21,12
2004	32,00	35	17,90	0,62	0,568	0,567	0,725	17,9378	13,99	21,89
2005	7,00	36	18,00	0,63	0,577	0,570	0,786	18,0389	14,08	22,00
2006	16,20	37	18,00	0,65	0,577	0,570	0,849	18,0389	14,08	22,00
2007	10,00	38	18,10	0,67	0,586	0,573	0,914	18,14	14,17	22,11

Annexes.

2008	48,00	39	18,60	0,69	0,632	0,588	0,982	18,64549	14,63	22,66
2009	40,00	40	20,07	0,71	0,767	0,629	1,053	20,13165	15,96	24,30
2010	2,80	41	21,00	0,72	0,853	0,653	1,127	21,07187	16,79	25,35
2011	50,00	42	22,00	0,74	0,945	0,678	1,205	22,08286	17,67	26,49
2012	10,00	43	23,00	0,76	1,037	0,701	1,288	23,09385	18,55	27,64
2013	5,00	44	24,00	0,78	1,129	0,724	1,376	24,10484	19,41	28,80
2014	2,00	45	24,70	0,79	1,193	0,738	1,470	24,81253	20,01	29,61
2015	3,00	46	27,90	0,81	1,488	0,798	1,572	28,04769	22,73	33,37
2016	2,00	47	32,00	0,83	1,865	0,856	1,683	32,19275	26,12	38,26
2017	14,00	48	36,60	0,85	2,288	0,904	1,804	36,8433	29,87	43,82
2018	8,00	49	37,00	0,87	2,325	0,907	1,939	37,24769	30,19	44,30
2019	22,00	50	40,00	0,88	2,601	0,928	2,092	40,28066	32,60	47,96
2020	2,00	51	44,00	0,90	2,969	0,950	2,269	44,32462	35,80	52,85
2021	10,00	52	46,50	0,92	3,199	0,960	2,480	46,85209	37,78	55,92
2022	5,00	53	47,00	0,94	3,245	0,962	2,740	47,35758	38,18	56,54
2023	7,00	54	48,00	0,96	3,337	0,965	3,086	48,36857	38,97	57,77
2024	11,00	55	50,00	0,97	3,521	0,971	3,606	50,39055	40,55	60,23
2025	15,00	56	54,80	0,99	3,962	0,981	4,714	55,2433	44,33	66,15

Tableau 06 : Application du test de Khi² à la loi Normal.

classe K	n	Xi b1	Xi b2	F th b1	F th b2	n'	X2	
1	5	0	3	0	0,14	7,8400	1,028776	
2	5	3	5	0,14	0,18	2,2400	3,400714	
3	5	5	8	0,18	0,24	3,3600	0,800476	
4	5	8	10	0,24	0,28	2,2400	3,400714	
5	5	10	11	0,28	0,31	1,6800	6,560952	
6	5	11	13	0,31	0,36	2,8000	1,728571	
7	5	13	17,9	0,36	0,5	7,8400	1,028776	
8	5	17,9	20,07	0,5	0,56	3,3600	0,800476	
9	5	20,07	24,7	0,56	0,68	6,7200	0,440238	
10	5	24,7	40	0,68	0,94	14,5600	6,277033	
11	6	40	54,8	0,94	1	3,3600	2,074286	
X2 exp							27,541	H1
X2 th							17.535	

Tableau 07 : Application du test de Khi² à la loi Log-Normal.

classe K	n	Xi b1	Xi b2	F th b1	F th b2	n'	X2	
1	5	0	3	0	0,06	3,3600	0,800476	
2	5	3	5	0,06	0,16	5,6000	0,064286	
3	5	5	8	0,16	0,31	8,4000	1,37619	
4	5	8	10	0,31	0,4	5,0400	0,000317	
5	5	10	11	0,4	0,44	2,2400	3,400714	
6	5	11	13	0,44	0,51	3,9200	0,297551	
7	5	13	17,9	0,51	0,65	7,8400	1,028776	
8	5	17,9	20,07	0,65	0,69	2,2400	3,400714	
9	5	20,07	24,7	0,69	0,77	4,4800	0,060357	
10	5	24,7	40	0,77	0,9	7,2800	0,714066	
11	6	40	54,8	0,9	0,94	2,2400	6,311429	
X2 exp							17,4549	H0
X2 th							17.535	

Tableau 08 : Application du test de Khi^2 à la loi Guembel.

classe K	n	Xi b1	Xi b2	F th b1	F th b2	n'	X2		
1	5	0	3	0	0,11	6,1600	0,218442		
2	5	3	5	0,11	0,159	2,7440	1,854787		
3	5	5	8	0,159	0,247	4,9280	0,001052		
4	5	8	10	0,247	0,311	3,5840	0,559446		
5	5	10	11	0,311	0,344	1,8480	5,376139		
6	5	11	13	0,344	0,411	3,7520	0,415113		
7	5	13	17,9	0,411	0,566	8,6800	1,560184		
8	5	17,9	20,07	0,566	0,627	3,4160	0,734501		
9	5	20,07	24,7	0,627	0,736	6,1040	0,199675		
10	5	24,7	40	0,736	0,927	10,6960	3,033322		
11	6	40	54,8	0,927	0,98	2,9680	3,09738		
							X2 exp	17,050	H0
							X2 th	17.535	

Références bibliographiques.

Références bibliographiques.

- ACHOUR, M. Magister.** Thème sur Vulnérabilité et protection des eaux souterraine en zone aride : cas de la vallée de M'Zab. Université D'ORAN.
- Addinsoft (2023).** *Solution logicielle d'analyse statistique et de données XLSTAT*. Long Island, NY, USA. Disponible sur : <https://www.xlstat.com>
- AMIRAT, M. (s.d).** *Polycopié : Elément de statistiques descriptives et inductives*. Institut des Sciences Vétérinaires, Université Ibn Khaldoun, Tiaret.
- BELBACHIR, G. (2024).** *Analyse des Sériés Temporelles*. Polycopié de cours, 1ère année Master, Université Mouloud MAMMERI de Tizi Ouzou.
- BEN SALAH, M. (2021).** *Modélisation des apports du barrage Boukerdane par la méthode de Box-Jenkins*. Mémoire de Master, Université de Jijel.
- BENESSEDDIK, A. (2019).** *Etude hydrogéologique de la région de Metlili (Ghardaïa)*. Mémoire de Master Académique, Université Kasdi Merbah – Ouargla.
- BENOSMANE, A. (2024).** *Développement d'un outil de stress-test de la liquidité Bancaire basé sur des modèle classique et modèles d'intelligence artificielle*. Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Génie Industriel, option Data Science et Intelligence Artificielle, École Nationale Polytechnique (ENP), Alger.
- BENSLAMA, 2021.** Caractérisation et cartographie des propriétés physico- chimiques des sols de la région de Ghardaïa (Cas de la palmeraie de ZELFANA). Available from: https://www.researchgate.net/figure/Carte-geologique-de-la-region-de-Ghardaia-BENSLAMA-2021_fig4_371315532 (accessed 28 Mar 2026)].
- BOUREZG, E. & OULEDOULI, M. (2018).** *Étude comparative de la variabilité de données pluviométriques*. Mémoire de Master, Université de Ghardaïa.
- CHENINI, E. F. (2024).** *Projet de fin de cycle : Étude et réalisation du réseau d'évacuation des eaux pluviales à Mansoura*. [Mémoire de licence non publié]. Faculté des Sciences et Technologies, Université de Ghardaïa.
- CHEVALIER, F., & LE BELLAC, J. (2012).** *La classification*. Support de cours, Université de Rennes1.
- Climats et Voyages.** *Climat Ghardaia : Saisons, moyennes par mois*. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.climatsetvoyages.com/climat/algerie/ghardaia> (Consulté le 29 Mars 2026).
- DUBREUIL, P. (1974).** *Initiation à l'analyse hydrologique*. Masson & Cie éd., Paris.
- DUBY, C. & ROBIN, S.,** *Analyse en Composantes Principales*, AgroParisTech.
- GONZALEZ, P.L. (s.d).** *L'Analyse en Composantes Principales (A.C.P.)*. CNAM, France.

Références bibliographiques.

GRINE, M. & KHALIL, A. (2024). Identification in vitro des bio-agresseurs végétaux pathogènes de la pomme de terre dans la région de Ghardaïa. Mémoire de Master, Université de Ghardaïa].

HELSEL, D. R., & HIRSCH, R. M. (1992). *Statistical Methods in Water Resources*. Studies in Environmental Science, Vol. 49, Elsevier Science Publishers, Amsterdam.

JASP Team (2024). *JASP (Version 0.19)* [Logiciel informatique]. Disponible sur : <https://jasp-stats.org/>

KIKI, V. J. M. (2019). *Diagnostic statistique de la variabilité hydroclimatique*. Mémoire de Master, Projet AMMA-CATCH, Université d'Abomey-Calavi (UAC), Bénin.

KOUAO, J. M., et al. (2020). *Analyse de la régionalisation climatique de la Côte d'Ivoire dans un contexte de climat changeant*. *Larhyss Journal*, (41), 233-259.

LABORDE, J.P. (2000). *Eléments d'Hydrologie de Surface*. Université de Nice, France.

LOPEZ, B. (2013). *Evaluation des tendances d'évolutions des concentrations en polluants dans les eaux souterraines - Guide méthodologique*. Rapport BRGM.

ONDO, J. C. (2002). *Étude comparative des tests de stationnarité*. Thèse de doctorat (Ph.D.), Université du Québec, INRS-Eau, Terre et Environnement (ETE), Canada.

RAKOTOMALALA, R. (s.d.). *Classification ascendante hiérarchique*. Support de cours, Université Lumière Lyon 2.

ROCHE, M. (1963). *Hydrologie de Surface*. ORSTOM, Gauthier-Villars, Paris.

SABEUR, K. (2022). *Etude statistique de la pluviométrie et caractérisation du climat. Application sur un bassin versant d'oued Sebdou (Nord-ouest Algérien)*. Mémoire de Master, Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen.

SARI AHMED, A. (2002). *L'hydraulique de surface : Cours et exercices*. Université de Bab Ezzouar, Alger.

Weather Spark. *Climat et moyennes météorologiques pour Ghardaïa, Algérie (Séries 1980-2025)*. Rapport basé sur les données NASA MERRA-2. [En ligne]. Disponible sur : <https://fr.weatherspark.com/y/48886/> (Consulté le 29 Mars 2026).

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Scientifique recherche La de et Supérieur L'enseignement de Ministère

Université de Ghardaïa
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département d'hydraulique et de génie civil



جامعة غرداية
كلية العلوم والتكنولوجيا
قسم الري والهندسة المدنية

شهادة التصحيح وإذن بالإيداع

بعد الاطلاع على التصحيحات المطلوبة لمحتوى المذكرة المنجزة من طرف الطالب (ة): شنيني زهراء فاطمة
تخصص ري حضري
نمنح نحن الأساتذة:

الاسم واللقب	الرتبة والجامعة الأصلية أو المؤسسة	الصفة	الامضاء
أولاد بلخير الشيخ	أستاذ محاضر أ بجامعة غرداية	مصحح 1	
عمير رقية	أستاذ محاضر ب بجامعة غرداية	مصحح 2	
أولاد النوي نور الدين	أستاذ محاضر أ بجامعة غرداية	مؤطر	

الإذن بإيداع النسخة النهائية لمذكرة الماستر تحت عنوان:

Etude chrono-statique des données climatiques de la station de Ghardaïa sur la période 1970-2025

إمضاء رئيس القسم



عبد الكبير إبراهيم
رئيس قسم الري والهندسة المدنية
كلية العلوم والتكنولوجيا