

Université de Mila
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Civil et Hydraulique



N°Ref :.....

**Projet de Fin d'Etude préparé en vue de l'obtention du diplôme
de MASTER**

Spécialité : Hydraulique Urbaine

**MODÉLISATION ET PRÉVISION DES PERTES
D'EAU PAR ÉVAPORATION A L'AIDE DE
MODELES
D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE.**

Réalisé par :
- BOUADJEL Achraf

Soutenu devant le jury :

Mr. KEMOUKH Sami
Mr. BERHAIL Sabri
Mr. MOUSSOUNI Abderzak
Mr. ZEGHMAR Amer
Mr. MAAMAR Samir

Président
Examineur
Encadreur
Co- Encadreur
Invité

Année universitaire : 2025/2026

Remerciements

En premier lieu, nous exprimons notre profonde gratitude envers Dieu le Tout-Miséricordieux, dont les bénédictions et la guidance bienveillante nous ont permis de mener à bien ce mémoire.

*Nous adressons nos plus sincères remerciements à notre encadrant, **M. Abderzak Moussouni**, pour sa bienveillance, sa patience, son soutien scientifique précieux et ses conseils avisés tout au long de notre recherche.*

Nos gratitudes s'étendent aux honorables membres du jury pour l'intérêt qu'ils portent à notre travail en acceptant de le juger.

*Enfin, nous tenons à exprimer notre immense reconnaissance à **nos familles** ainsi qu'à tous nos amis pour leur soutien inconditionnel, leur présence constante et leurs précieux encouragements tout au long de notre parcours universitaire.*

Dédicace

À mes parents bien-aimés, Les piliers de ma vie, exemples de sacrifice, de tendresse et de dévouement, en témoignage de ma profonde gratitude.

À mes chers frères et sœurs, Pour leur soutien et leur affection qui m'ont toujours poussé à aller de l'avant.

À la mémoire de ceux qui nous ont quittés, Et qui resteront à jamais dans nos cœurs.

À tous mes fidèles amis de l'Institut des Sciences et de la Technologie, En souvenir des moments partagés et des efforts accomplis ensemble.

ملخص

تعد ظاهرة التبخر من أهم عوامل فقدان المياه في المناطق الجافة وشبه الجافة، حيث تشكل تحدياً كبيراً لإدارة الموارد المائية واستدامة مخزونات السدود. تهدف هذه الدراسة إلى نمذجة والتنبؤ بالخسائر المائية الناتجة عن التبخر في سد "كودية أسردون" بولاية البويرة، والذي يعد ثاني أكبر سد في الجزائر بسعة تخزينية تبلغ حوالي 640 مليون متر مكعب، ويتحكم في حوض صب تبلغ مساحته 2787 كيلومتراً مربعاً .

لإرساء الإطار الفيزيائي والديناميكي للحوض، تم الاعتماد على نظم المعلومات الجغرافية (SIG) والاستشعار عن بعد لتحديد الخصائص المورفومترية، الطبوغرافية، والهيدروغرافية؛ بالإضافة إلى تصنيف غطاء الأرض باستخدام مرئيات القمر الصناعي Sentinel-2، والتي أظهرت هيمنة أراضي المراعي بنسبة 56.84 %

وفي شق النمذجة الرقمية، أجريت دراسة مقارنة بين نموذج خطي مرجعي متمثل في الانحدار الخطي المتعدد (MLR) ونموذج غير خطي ذكي يعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية متمثلاً في البيرسبترون متعدد الطبقات (MLPNN). تم استخدام المتغيرات الهيدرولوجية (درجة الحرارة القصوى، درجة الحرارة الدنيا، الرطوبة النسبية، وسرعة الرياح) كمداخل أساسية للتنبؤ بالتبخر. واختُبرت النماذج تحت ثلاثة سيناريوهات لتقسيم البيانات (60% - 40%، 70% - 30%، 80% - 20%)، وجرى تقييم الأداء بالاعتماد على أربع métriques إحصائية: معامل التحديد (R)، معامل "ناش-سوتكليف" (NSE)، الجذر التربيعي لمتوسط الخطأ (RMSE)، ومتوسط الخطأ المطلق (MAE).

أظهرت النتائج قدرة النماذج المعتمدة على استخراج العلاقات المعقدة بين العوامل المناخية بدقة عالية، حيث حقق نموذج الانحدار الخطي المتعدد (MLR) في سيناريو التوزيع (80% - 20%) معامل تحديد (R) بلغ 0.868 في مرحلة التدريب و0.851 في مرحلة التحقق. تخلصت الدراسة إلى أن دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي يمثل أداة متطورة وفعالة لدعم اتخاذ القرار، وتطوير استراتيجيات استباقية لإدارة السدود والمحافظة على الموارد المائية السطحية في ظل التغيرات المناخية الراهنة.

Résumé

La perte d'eau est un problème majeur dans les régions arides et semi-arides, ce qui constitue un défi majeur pour la gestion des ressources en eau et la préservation des stocks de barrages. Cette étude vise à modéliser et prédire les pertes d'eau résultant de l'évaporation au barrage « Koudia Asardoun » dans la province de Bouira, qui est le deuxième plus grand barrage en Algérie avec une capacité de stockage d'environ 640 millions de mètres cubes, et contrôle un bassin de coulée d'une superficie de 2 787 kilomètres carrés.

Pour établir le cadre physique et dynamique du bassin, les systèmes d'information géographique (SIG) et la télédétection ont été utilisés pour déterminer les caractéristiques morphométriques, topographiques et hydrographiques ; en plus de la classification de la

couverture terrestre à l'aide de Sentinel-2 images satellites, qui montraient une dominance des pâturages à 56,84 %.

Dans le segment de la modélisation numérique, une étude comparative a été menée entre un modèle linéaire de référence représenté par la régression linéaire multiple (MLR) et un modèle non linéaire intelligent basé sur des réseaux de neurones artificiels représentés par le perceptron multicouche (MLPNN). Pour prédire l'évaporation, on a utilisé des variables hydrométéorologiques telles que la température maximale, la température minimale, l'humidité relative et la vitesse du vent. Les modèles ont été testés selon trois scénarios de segmentation des données (60 % - 40 %, 70 % - 30 %, 80 % - 20 %), et la performance a été évaluée sur la base de quatre paramètres statistiques : coefficient de détermination (R), coefficient de Nash-Sutcliffe (NSE), erreur quadratique moyenne (RMSE) et erreur absolue moyenne (MAE).

Les résultats ont montré la capacité des modèles adoptés à extraire des relations complexes entre les facteurs climatiques avec une grande précision, car le modèle de régression linéaire multiple (MLR) a atteint un coefficient de détermination (R) de 0,868 lors de la phase d'entraînement et de 0,851 lors de la phase de validation dans le scénario de distribution (80 % - 20 %). L'étude conclut que l'intégration de l'intelligence artificielle et des technologies d'apprentissage automatique représente un outil avancé et efficace pour soutenir la prise de décision et développer des stratégies proactives pour gérer les barrages et conserver les ressources en eau de surface à la lumière du changement climatique actuel.

Abstract

Evaporation plays a significant role in water loss in arid and semi-arid zones, which presents a major obstacle for managing water resources and maintaining dam stocks. This study aims to model and predict water losses resulting from evaporation at the "Koudia Asardoun" Dam in Bouira Province, which is the second largest dam in Algeria with a storage capacity of about 640 million cubic metres, and controls a casting basin with an area of 2,787 square kilometers.

To establish the physical and dynamic framework of the basin, Geographic Information Systems (SIG) and remote sensing were relied upon to determine morphometric, topographic, and hydrographic characteristics; in addition to land cover classification using Sentinel-2 satellite visuals, which showed a pasture land dominance of 56.84%. In the digital modeling segment, a comparative study was conducted between a reference linear model represented by multiple linear regression (MLR) and an intelligent nonlinear model based on artificial neural

networks represented by the multilayer perceptron (MLPNN). Hydrometeorological factors such as peak temperature, lowest temperature, humidity levels, and wind velocity were employed as key inputs for forecasting evaporation. The models were tested under three data segmentation scenarios (60% - 40%, 70% - 30%, 80% - 20%), and performance was evaluated based on four statistical parameters: coefficient of determination (R), Nash-Sutcliffe coefficient (NSE), root mean square error (RMSE), and mean absolute error (MAE). The results showed the ability of the adopted models to extract complex relationships between climatic factors with high accuracy, as the multiple linear regression (MLR) model achieved a coefficient of determination (R) of 0.868 in the training phase and 0.851 in the validation phase in the distribution scenario (80% - 20%). The study concludes that integrating artificial intelligence and machine learning technologies represents an advanced and effective tool to support decision-making and develop proactive strategies to manage dams and conserve surface water resources in light of current climate change.

Table des matières

Introduction générale	1
------------------------------------	----------

CHAPITRE I : SYNTHESE BIBLIOGRAPHIQUE

I.1. Introduction.....	3
I.2. Importance de l'évaporation dans le monde et en Algérie.....	3
I.3. Facteurs influant sur le phénomène d'évaporation	6
I.3.1. Température.....	8
I.3.2. Pression atmosphérique	8
I.3.4. Vitesse du vent.....	9
I.3.4. Rayonnement solaire (RS).....	9
I.4. Mesure et estimation de l'évaporation.....	9
I.4.1. Les méthodes directes de mesure de l'évaporation.....	10
I.4.1.1. Atmomètres et évaporimètres.....	10
I.4.1.2. Les bacs évaporatoires.....	11
I.4.2. Méthodes indirectes d'estimation de l'évaporation	13
I.4.2.1. Méthodes basées sur le transfert de masse	14
I.4.2.2. Méthodes basées sur le rayonnement.....	14
I.4.2.3. Formules empiriques régionales (exemple : formule de Boutoutaou).....	15
5. Importance de la modélisation de l'évaporation	16
I.6. Apport de l'apprentissage automatique dans la modélisation de l'évaporation	18
I.7. Méthodes de réduction de l'évaporation	21
I.7.1. Brise-vents	21
I.7.2. Réduction de la surface exposée au soleil et couverture totale des plans d'eau	21
I.7.3. Films mono-moléculaires pour la réduction de l'évaporation	22
I.8. L'impact de phénomène d'évaporation sur la capacité de stockage.....	23

CHAPITRE II : PRÉSENTATION DE LA ZONE D'ÉTUDE

II.1. Introduction	26
II.2. Présentation du bassin versant.....	26
II.3. Caractéristiques géométriques.....	28
II.3.1. Caractéristiques géométriques.....	28
II.3.2. Indice de Gravelius.....	29
II.3.3. Rectangle équivalent	31
II.4. Détermination de la pente du bassin versant.....	32
II.4.1. Pente moyenne	32
II.4.2. Indice de pente global (Ig)	34

II.4.3. Dénivelée spécifique (Ds)	38
II.5. Temps de concentration (Tc).....	40
II.6. Occupation du sol	40
II.7. Conclusion.....	43

CHAPITRE III : ANALYSE STATISTIQUE DES DONNÉES

III.1. Introduction	45
III.2. Description et exploration des données.....	45
III.3. Analyse de la distribution et normalité.....	46
III.4. Analyse de corrélation globale.....	49
III.5. Analyse des relations non linéaires	51
III.6. Analyse de tendance et saisonnalité	55
III.7. Analyse des valeurs extrêmes	56
III.8. Analyse de stationnarité.....	58
III.9. Préparation des données	60
III.10. Conclusion	62

CHAPITRE IV : MODÉLISATION ET PRÉVISION DE L'ÉVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

IV.1. Introduction.....	64
IV.2. Description des modèles utilisés.....	64
III.2.1. Régression linéaire multiple (MLR).....	64
IV.2.2. Perceptron multicouche (MLPNN)	65
IV.3. Paramètres de performance.....	66
IV.4. Résultats et analyse de la modélisation et de la prévision de l'évaporation	67
IV.4.1. Modèle de Régression linéaire multiple (MLR)	68
IV.4.1. Modèle de perceptron multicouche (MLPNN)	76
IV.5. Discussion	81
IV.6. Conclusion	84
Conclusion Générale	85
Références Bibliographique:	87

Liste des figures

Figure I.1. Atmomètre de Bellain (Aldomany, 2017).	11
Figure I.2. Bac classe A	11
Figure I.3. Illustration du bac Colorado pour la mesure de l'évaporation.....	12
Figure I.4. Bac GGI-3000 (Stan et al., 2016).	13
Figure I.5. Bac flottant (Stan et al., 2016).....	13
Figure I.6. Techniques de couverture des plans d'eau pour la réduction de l'évaporation : (a) Modules flottants AquaCap, (b) Feuilles flottantes type E-VapCap, (c) Couvertures suspendues perméables (toile d'ombre), (d) Couvertures suspendues étanches SuperSpan.....	22
Figure II.1. Bassin versant du barrage Koudiate Acedoune	27
Figure II.2. Quelques valeurs de K_c pour différentes formes de bassin versant (Musy, 2005)	31
Figure II.3. Carte des pentes du bassin versant et répartition des classes de pente	33
Figure II.4. Carte hypsométrique du bassin versant et distribution statistique des classes d'élévation ..	36
Figure II.5. Courbe hypsométrique du bassin versant.....	37
Figure II.6. Occupation du sol du bassin versant et distribution statistique des classes d'occupation..	42
Figure III.1. Distribution empirique et estimation par noyau (KDE) des variables climatiques (EV, T_{max} , T_{min} , H et V).	47
Figure III.2. Matrice de corrélation de Pearson entre les variables climatiques (EV, T_{max} , T_{min} , H et V).	50
Figure III.3. Nuages de points et courbes de tendance LOWESS des relations entre l'évaporation (EV) et les variables climatiques (T_{max} , T_{min} , H et V).	53
Figure III.4. Série temporelle journalière et variabilité mensuelle de l'évaporation (EV) représentée par des boîtes à moustaches	55
Figure III.5. Détection des valeurs extrêmes de l'évaporation journalière (EV)	57
Figure III.6. Histogrammes de répartition chronologique des échantillons d'entraînement et de validation selon trois scénarios de partitionnement (60/40, 70/30 et 80/20).	61
Figure IV.1. Nuages de points et séries temporelles des valeurs observées et simulées par le modèle MLR pour le scénario 60 % – 40 %	71
Figure IV.2. Nuages de points et séries temporelles des valeurs observées et simulées par le modèle MLR pour le scénario 70 % – 30 %	72
Figure IV.3. Nuages de points et séries temporelles des valeurs observées et simulées par le modèle MLR pour le scénario 80 % – 20 %	73
Figure IV.4. Nuages de points et séries temporelles des valeurs observées et simulées par le modèle MLPNN pour le scénario 60 % – 40 %	78

Figure IV.5. Nuages de points et séries temporelles des valeurs observées et simulées par le modèle MLPNN pour le scénario 70 % – 30 %	79
Figure IV.6. Nuages de points et séries temporelles des valeurs observées et simulées par le modèle MLPNN pour le scénario 80 % – 20 %	80

Liste des tableaux

Tableau II.1. Paramètres morphométries du bassin versant	31
Tableau II.2. Classification d'ORSTOM selon la pente globale	35
Tableau II.3 présente les différentes classes de relief définies selon cette approche.	39
Tableau II.4. Paramètres du relief du bassin versant du barrage de Koudiat Acedoune.	39
Tableau III.1. Statistiques descriptives des variables utilisées pour la modélisation	45
Tableau III.2 : Résultats du test de normalité de Shapiro-Wilk.....	49
Tableau III.3. Matrice de corrélation de Pearson entre les variables hydro-climatiques.....	50
Tableau III.4. Coefficients de corrélation de Pearson entre l'évaporation (EV) et les variables climatiques.	52
Tableau III.5. Tests de stationnarité ADF et KPSS appliqués à la série temporelle de l'évaporation...59	
Tableau IV.1. Résultats de simulation du modèle MLR selon différentes configurations de répartition des données d'apprentissage et de validation.....	68
Tableau IV.2. Résultats de simulation du modèle MLP pour différentes configurations de répartition des ensembles d'apprentissage et de validation.	76

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction générale

À l'échelle mondiale, la gestion durable des ressources en eau s'impose comme l'un des défis majeurs du XXI^e siècle, exacerbé par une pression démographique croissante, l'expansion agricole et industrielle, ainsi que les perturbations profondes induites par le changement climatique. Dans les régions arides et semi-arides, caractérisées par une forte variabilité temporelle des précipitations et une récurrence des cycles de sécheresse, la mobilisation des eaux de surface à travers les infrastructures de stockage constitue un pilier fondamental de la sécurité hydrique. L'Algérie n'échappe pas à cette réalité critique : pays structurellement soumis au stress hydrique, il dépend impérativement de son réseau de barrages pour garantir l'approvisionnement en eau potable et soutenir son économie agraire.

Toutefois, l'efficacité de ces grands ouvrages hydrauliques est sévèrement compromise par un phénomène physique invisible mais quantitativement dévastateur : l'évaporation. En Algérie, on estime qu'environ 85 % des précipitations retournent directement à l'atmosphère sous forme de vapeur. Au niveau des retenues de barrages, cette perte invisible s'élève en moyenne à 250 millions de mètres cubes par an, un volume colossal qui dépasse parfois les pertes cumulées par envasement et par fuites. Face à ce constat, la quantification précise et la prévision de l'évaporation deviennent des impératifs stratégiques pour optimiser la gestion des stocks d'eau et planifier l'allocation des ressources en période de crise.

La modélisation de l'évaporation reste cependant un défi scientifique de taille. Il s'agit d'un processus hautement complexe, non linéaire et dynamique, régi par des interactions multifactorielles entre des variables hydroclimatiques telles que la température, le rayonnement solaire, l'humidité relative de l'air et la vitesse du vent. Si les approches traditionnelles qu'elles soient directes ou indirectes ont longtemps constitué la norme, elles affichent des limites notables. Les mesures directes souffrent de biais liés à l'inertie thermique des dispositifs expérimentaux, tandis que les équations empiriques, souvent calibrées pour des contextes locaux spécifiques, peinent à capturer la non-linéarité intrinsèque du phénomène lorsqu'elles sont transposées.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

C'est dans ce contexte que l'avènement de l'intelligence artificielle et des techniques d'apprentissage automatique (*Machine Learning*) ouvre de nouvelles perspectives. Grâce à leur flexibilité conceptuelle et leur capacité à extraire des relations non linéaires complexes à partir de séries temporelles de données historiques, ces modèles mathématiques avancés se positionnent aujourd'hui comme des alternatives hautement performantes aux approches déterministes classiques.

L'objectif principal de ce travail de fin d'études est de modéliser et de prévoir les pertes d'eau par évaporation au niveau du barrage de Koudiat Acerdoune (Wilaya de Bouira), une infrastructure stratégique majeure en Algérie. À travers une démarche comparative rigoureuse, ce travail évalue l'apport des modèles non linéaires par rapport aux approches linéaires traditionnelles, en confrontant la Régression Linéaire Multiple (MLR) au Perceptron Multicouche (MLPNN), un réseau de neurones artificiels, sous différents scénarios de partitionnement des données hydroclimatiques.

Pour mener à bien cette étude, notre manuscrit s'articule autour de quatre chapitres fondamentaux. Le premier chapitre dresse une synthèse bibliographique du phénomène d'évaporation, de ses facteurs d'influence, de ses méthodes de mesure traditionnelles, ainsi que de l'état de l'art concernant l'application du *Machine Learning* dans ce domaine. Le deuxième chapitre est dédié à la caractérisation physique, morphométrique, topographique et hydrographique du bassin versant de l'oued Isser, qui alimente la retenue de Koudiat Acerdoune, posant ainsi le cadre environnemental de notre zone d'étude. Le troisième chapitre détaille le cadre méthodologique, les protocoles de collecte, de prétraitement des données climatiques, ainsi que l'implémentation mathématique et algorithmique des modèles prédictifs retenus. Enfin, le quatrième chapitre expose, analyse et discute les résultats des simulations obtenues, mettant en relief les performances comparatives de chaque modèle à l'aide d'indicateurs statistiques préétablis.

CHAPITRE I
SYNTHESE
BIBLIOGRAPHIQUE

I.1. Introduction

Ce chapitre présente une synthèse des travaux scientifiques relatifs à la modélisation et à la prévision des pertes d'eau par évaporation dans les retenues de barrages. Il met en évidence les principales approches développées dans la littérature, incluant les méthodes empiriques, physiques ainsi que les techniques récentes basées sur l'apprentissage automatique.

Dans ce cadre, ce chapitre aborde successivement l'importance du phénomène d'évaporation à l'échelle mondiale et en Algérie, les principaux facteurs influençant ce processus, ainsi que les différentes méthodes de mesure de l'évaporation. Il présente également les méthodes d'estimation des pertes par évaporation dans les barrages, en mettant en évidence les risques associés à ce phénomène sur la capacité de stockage des retenues. Enfin, une attention particulière est accordée à l'importance de la modélisation de l'évaporation, en tant qu'outil essentiel pour améliorer la gestion des ressources en eau.

Cette analyse bibliographique permet ainsi d'identifier les limites des approches existantes et de justifier le choix méthodologique adopté dans le cadre de ce travail.

I.2. Importance de l'évaporation dans le monde et en Algérie

L'évaporation constitue un processus fondamental du cycle hydrologique, assurant le transfert de l'eau des surfaces terrestres et aquatiques vers l'atmosphère. Elle représente la principale composante des pertes en eau à l'échelle globale, avec environ 61 % des précipitations mondiales retournant à l'atmosphère sous forme d'évaporation (Chow et al., 1988). Ce phénomène joue ainsi un rôle déterminant dans la régulation du bilan hydrique, influençant directement la disponibilité des ressources en eau à différentes échelles spatiales et temporelles.

Dans un contexte marqué par le changement climatique et l'augmentation continue des besoins en eau, la pression exercée sur les ressources hydriques ne cesse de s'intensifier, en particulier dans les régions caractérisées par une forte variabilité climatique et une faible disponibilité en eau. Les travaux de (Friedrich et al., 2018) soulignent que la hausse des températures et la modification des régimes de précipitations contribuent à accentuer les pertes en eau par évaporation, aggravant ainsi les problèmes de pénurie hydrique à l'échelle mondiale. Cette situation est particulièrement critique dans les régions arides et semi-arides, où les ressources en eau sont limitées et fortement dépendantes des infrastructures de stockage telles que les barrages.

Les pays arides, plus que d'autres, sont particulièrement exposés à des taux d'évaporation élevés en raison de la combinaison de facteurs météorologiques favorables à ce phénomène, notamment des températures élevées, une forte insolation, une faible humidité relative et la présence de vents secs. En Australie, les taux d'évaporation varient entre 1000 et 4000 mm/an (BoM, 2009), avec des pertes pouvant atteindre 40 % des volumes d'eau stockés dans certaines retenues (Craig et al., 2007). En Europe, notamment en Espagne, les valeurs d'évaporation dans les régions méridionales sont comprises entre 1600 et 2000 mm/an (Álvarez et al., 2006), tandis que les pertes liées à l'évaporation peuvent représenter jusqu'à 15 % des volumes d'eau destinés à l'irrigation (Bengoechea et al., 1991).

En Asie, des valeurs encore plus élevées ont été observées, dépassant 4100 mm/an en Arabie Saoudite (Al-Saud, 2010) et atteignant environ 3000 mm/an en Inde (Sinha, 2006). En Afrique, des études menées dans la zone sahélienne du Tchad ont montré des taux d'évaporation supérieurs à 3200 mm/an (Riou, 1971), tandis qu'en Tunisie, une moyenne annuelle de 2858 mm a été enregistrée dans la région de Gabès. De manière générale, les régions arides présentent des valeurs d'évaporation comprises entre 2000 et 3000 mm/an, pouvant dépasser 3500 mm/an dans les zones hyper-arides telles que la région d'Assouan en Égypte (Rognon, 2000 ; Hassan et al., 2007).

Les retenues de barrages jouent un rôle essentiel dans la gestion des ressources en eau, en assurant l'approvisionnement pour divers usages, notamment l'alimentation en eau potable, l'irrigation agricole et les activités industrielles. Elles constituent également un outil stratégique pour faire face aux périodes de sécheresse et réguler les apports hydrologiques. À ce titre, leur importance socio-économique est largement reconnue (Seckler et al., 1999 ; Friedrich et al., 2018). Toutefois, ces infrastructures sont particulièrement vulnérables aux pertes par évaporation, qui peuvent réduire significativement leur efficacité de stockage.

En effet, plusieurs études ont montré que l'évaporation peut représenter une part importante des pertes en eau dans les réservoirs. Dans certains cas, notamment pour les petits réservoirs agricoles, ces pertes peuvent atteindre jusqu'à 50 % du volume stocké (Craig, 2005). Ces pertes dépendent de plusieurs facteurs, tels que la surface du plan d'eau, la profondeur du réservoir, les conditions climatiques (température, rayonnement solaire, vent), ainsi que les caractéristiques géomorphologiques du site. Par ailleurs, bien que de nombreuses recherches

aient été consacrées aux grands réservoirs, les petits réservoirs restent encore insuffisamment étudiés et sont souvent négligés dans les bases de données globales (Lehner et al., 2011 ; Messenger et al., 2016 ; Zhao & Gao, 2019 ; Zhao et al., 2020). Cette lacune conduit à une sous-estimation des pertes globales par évaporation et limite la précision des bilans hydriques (Mady et al., 2020).

À l'échelle régionale, notamment dans les pays méditerranéens et les zones soumises à un stress hydrique, l'impact cumulé des pertes par évaporation devient particulièrement significatif. Dans ces régions, l'expansion des activités agricoles et l'augmentation des besoins en eau ont conduit à une multiplication des infrastructures de stockage, accentuant ainsi les pertes liées à l'évaporation (Bazzani et al., 2004 ; Tojar-Hurtado et al., 2017). Par ailleurs, les changements climatiques, caractérisés par une augmentation des températures et une modification des régimes pluviométriques, aggravent cette situation (Bisselink et al., 2020 ; Iglesias & Garrote, 2015 ; Webber et al., 2018).

Les projections futures confirment cette tendance préoccupante. Selon (Wang et al., 2018) et (Woolway et al., 2020), les pertes par évaporation des plans d'eau pourraient augmenter d'environ 16 % d'ici la fin du siècle, avec des variations régionales importantes. De même, (Zhao et al., 2021) ont montré que les pertes par évaporation dans les réservoirs pourraient augmenter de manière significative dans les prochaines décennies sous l'effet du réchauffement climatique. Ces évolutions auront des conséquences directes sur la disponibilité des ressources en eau et la gestion des barrages.

En Algérie, pays caractérisé par un climat majoritairement aride à semi-aride, la problématique de l'évaporation revêt une importance particulière. Les ressources en eau y sont limitées et inégalement réparties, tandis que la demande en eau ne cesse d'augmenter sous l'effet de la croissance démographique, du développement agricole et des besoins industriels. Les barrages constituent ainsi la principale source de mobilisation des ressources en eau de surface, jouant un rôle stratégique dans la sécurité hydrique du pays.

En effet, environ 85 % des précipitations reçues en Algérie retournent à l'atmosphère par évaporation (Sari, 2009), en raison de conditions climatiques favorables telles que des températures élevées, une forte insolation et la présence de vents secs. La mesure de l'évaporation en Algérie repose principalement sur l'utilisation d'évaporomètres de type Piche,

bien que ces dispositifs ne reflètent pas fidèlement l'évaporation réelle. Afin de mieux représenter les conditions naturelles, des bacs d'évaporation de type Colorado ont été introduits dès les années 1940 (Dubief, 1949).

Des études expérimentales menées près des chotts Melrhir et Merouane ont montré des valeurs d'évaporation comprises entre 2200 et 4600 mm/an. Par ailleurs, une étude réalisée sur 39 barrages en Algérie a révélé que les pertes annuelles par évaporation atteignent en moyenne 250 millions de m³, soit environ 6,5 % de la capacité totale de stockage (Remini, 2005). Dans certaines régions sahariennes, comme le barrage de Djorf El Torba, les pertes par évaporation peuvent dépasser les volumes d'eau destinés à l'alimentation en eau potable et à l'irrigation (Remini, 2005).

Cependant, les conditions climatiques de l'Algérie, marquées par des températures élevées et une forte insolation, favorisent des taux d'évaporation élevés, entraînant des pertes importantes dans les retenues de barrages. Ces pertes réduisent la capacité de stockage effective et limitent la disponibilité de l'eau pour les différents usages. Dans ce contexte, la prise en compte de l'évaporation dans les stratégies de gestion des ressources en eau devient indispensable.

Ainsi, la compréhension et la quantification des pertes par évaporation apparaissent comme des enjeux majeurs pour améliorer la gestion des barrages et optimiser l'utilisation des ressources hydriques, tant à l'échelle globale qu'au niveau national. L'intégration de ces pertes dans les bilans hydriques et les modèles de gestion constitue une étape essentielle pour assurer une exploitation durable et rationnelle des ressources en eau, notamment dans les régions vulnérables telles que l'Algérie.

I.3. Facteurs influant sur le phénomène d'évaporation

L'évaporation est un processus physique fondamental du cycle hydrologique qui correspond au passage de l'eau de l'état liquide à l'état gazeux sous l'effet de l'énergie thermique disponible. Ce phénomène dépend de plusieurs facteurs climatiques et environnementaux qui contrôlent les échanges d'énergie et de vapeur d'eau entre la surface évaporante et l'atmosphère. La compréhension de ces facteurs est essentielle pour l'estimation des pertes d'eau dans les plans d'eau naturels et artificiels, ainsi que pour l'évaluation du bilan hydrique dans les études hydrologiques et climatiques (Allen et al., 1998).

Parmi les facteurs les plus importants influençant l'évaporation figure la température de l'air. En effet, l'augmentation de la température entraîne une augmentation de l'énergie disponible pour la vaporisation de l'eau. Plus la température est élevée, plus l'agitation moléculaire des molécules d'eau augmente, ce qui facilite leur passage à l'état de vapeur. Ainsi, les régions caractérisées par des températures élevées présentent généralement des taux d'évaporation plus importants que les régions tempérées ou froides. Cette influence de la température est particulièrement marquée dans les zones arides et semi-arides, où les températures élevées et l'ensoleillement intense favorisent une évaporation importante durant la majeure partie de l'année (Dingman, 2015).

L'humidité relative de l'air constitue également un facteur déterminant dans le processus d'évaporation. Lorsque l'air est déjà fortement chargé en vapeur d'eau, sa capacité à absorber davantage de vapeur devient limitée, ce qui réduit le taux d'évaporation. À l'inverse, lorsque l'air est sec, la différence de pression de vapeur entre la surface de l'eau et l'atmosphère augmente, ce qui favorise l'évaporation. C'est pourquoi les régions désertiques, caractérisées par une faible humidité relative, enregistrent généralement des taux d'évaporation très élevés (Brutsaert, 2005).

Le vent joue aussi un rôle essentiel dans l'intensité de l'évaporation. En effet, au-dessus d'une surface d'eau, une fine couche d'air saturée en vapeur se forme rapidement. Lorsque le vent souffle, il remplace cette couche d'air saturée par de l'air plus sec, permettant ainsi la poursuite du processus d'évaporation. Plus la vitesse du vent est élevée, plus le renouvellement de l'air est rapide, ce qui favorise l'augmentation du taux d'évaporation (Shuttleworth, 2012).

Le rayonnement solaire constitue la principale source d'énergie responsable de l'évaporation. L'énergie solaire absorbée par la surface de l'eau ou du sol est utilisée pour rompre les liaisons moléculaires de l'eau et permettre son passage à l'état gazeux. Dans les régions où l'ensoleillement est intense, comme les régions méditerranéennes et sahariennes, l'évaporation peut atteindre des valeurs très importantes, ce qui entraîne des pertes d'eau considérables dans les réservoirs et les barrages (Remini, 2005).

D'autres facteurs physiques peuvent également influencer le phénomène d'évaporation. La superficie du plan d'eau, la profondeur du réservoir, la salinité de l'eau et la nature du sol

environnant peuvent modifier les conditions d'échange entre la surface et l'atmosphère. Les grandes surfaces d'eau libre, telles que les lacs et les barrages, sont particulièrement exposées aux pertes par évaporation en raison de leur exposition directe aux conditions climatiques. Dans les régions arides et semi-arides, ces pertes peuvent représenter une part importante du bilan hydrique annuel et constituent un enjeu majeur pour la gestion des ressources en eau (Kettab, 2001).

La mesure de l'évaporation constitue une étape fondamentale dans l'étude du cycle hydrologique et dans l'évaluation du bilan hydrique des bassins versants, des réservoirs et des systèmes d'irrigation. En raison de la complexité du phénomène et de l'influence de nombreux facteurs climatiques, différentes méthodes ont été développées afin de mesurer ou d'estimer l'évaporation. Ces méthodes peuvent être classées en deux grandes catégories : les méthodes de mesure directe et les méthodes d'estimation indirecte basées sur des modèles empiriques ou physiques (Mcmahon et al., 2013).

Les méthodes de mesure directe reposent sur l'observation expérimentale des pertes d'eau par évaporation dans des conditions contrôlées. Parmi ces méthodes, l'utilisation des bacs.

Les principaux facteurs climatiques directs influençant l'évaporation sont la température (énergie thermique), le rayonnement solaire, l'humidité relative de l'air, la vitesse du vent et la pression atmosphérique. Une température élevée, un air sec, un fort ensoleillement et un vent soutenu accélèrent le passage de l'eau liquide à l'état de vapeur.

I.3.1. Température

Un temps chaud permettra à la masse d'eau de se réchauffer et d'augmenter l'énergie cinétique de ses molécules. Un plus grand nombre de molécules auront alors l'énergie suffisante pour s'arracher à la surface d'eau (pour s'évaporer). On a tous remarqué que l'eau dans une casserole s'évapore plus vite lorsqu'on la chauffe. .(Lemzadmi et Saidi, 2017)

I.3.2. Pression atmosphérique

Quand la pression atmosphérique de l'air est faible, l'air pousse moins fort sur la surface de l'eau. Les molécules d'eau auront alors plus de facilité à s'arracher de la surface de l'eau pour se retrouver à l'état de vapeur. .(LEMZADMI Chemseddine et SAIDI Hamza,2017)

I.3.3. Humidité relative

Lorsque l'humidité relative est faible, l'air est loin d'être saturé en vapeur d'eau. Dans ce cas, il est possible d'ajouter beaucoup plus de vapeur d'eau par évaporation que lorsque l'humidité relative est forte. .(Lemzadmi et Saidi, 2017)

I.3.4. Vitesse du vent

On sait que les vêtements sèchent beaucoup plus rapidement sur la corde à linge lorsqu'il y a un bon vent. Cela est dû au fait que la mince couche d'air qui se trouve autour des vêtements devient éventuellement saturée de vapeur d'eau à cause de l'évaporation. À mesure que l'air se rapproche de la saturation, l'évaporation diminue. Le vent chasse constamment la mince couche d'air autour des vêtements et la remplace. La nouvelle couche d'air contient moins de vapeur d'eau et permet une évaporation plus importante. .(Lemzadmi et Saidi, 2017)

I.3.4. Rayonnement solaire (RS)

Le rayonnement solaire est l'élément moteur des conditions météorologiques et climatiques, et par voie de conséquence, du cycle hydrologique. Son action intéresse l'atmosphère, l'hydrosphère et la lithosphère, par émission, convection, absorption, réflexion, transmission, diffraction ou diffusion. L'émission solaire se situe essentiellement dans une bande de longueur d'onde allant de 0.25 à 5 mm (Musy 2005). Le rayonnement solaire fournit la chaleur nécessaire aux surfaces pour créer une évaporation. Il existe plusieurs appareils de Mesure du rayonnement (pyranomètre, pyréliomètre, piles thermoélectriques...) (Roche, 1963).

I.4. Mesure et estimation de l'évaporation

L'évaporation est un processus physique correspondant à la transformation progressive de l'eau liquide en vapeur sous l'effet des conditions atmosphériques, notamment la température, le vent, l'humidité et le rayonnement solaire. Dans le contexte hydrologique, et en particulier pour les barrages, son estimation constitue un enjeu majeur en raison des pertes importantes qu'elle peut engendrer dans le bilan hydrique.

L'évaporation peut être évaluée selon deux approches principales : les méthodes directes (mesure) et les méthodes indirectes (estimation).

I.4.1. Les méthodes directes de mesure de l'évaporation

Les méthodes directes reposent sur des dispositifs expérimentaux permettant de mesurer directement la quantité d'eau évaporée.

L'évaporatoire est l'une des techniques les plus couramment employées dans les stations météorologiques. Le principe consiste à mesurer la diminution du niveau d'eau dans un récipient rempli d'eau exposé aux conditions atmosphériques naturelles. Le bac évaporatoire de type Classe A est le plus utilisé dans les études hydrologiques et agricoles. Les variations du niveau d'eau dans le bac sont mesurées régulièrement afin de déterminer la quantité d'eau évaporée pendant une période donnée. Toutefois, les valeurs obtenues doivent être corrigées à l'aide d'un coefficient spécifique appelé coefficient du bac, afin de tenir compte des différences entre les conditions expérimentales du bac et celles d'un plan d'eau naturel (Allen et al., 1998). Une autre technique de mesure directe largement utilisée dans les études hydrologiques et agronomiques est le lysimètre. Il s'agit d'un dispositif expérimental permettant de mesurer les pertes d'eau à partir d'un volume de sol contenant de la végétation représentative. Les lysimètres permettent de quantifier avec précision l'évapotranspiration en mesurant les variations de masse ou de contenu en eau du sol au cours du temps. Cette méthode est particulièrement utilisée pour étudier les besoins hydriques des cultures et pour calibrer certains modèles hydrologiques utilisés dans la gestion de l'eau agricole (Dingman, 2015).

I.4.1.1. Atmomètres et évaporimètres

Les atmomètres et évaporimètres mesurent le pouvoir évaporateur de l'air ou l'évaporation latente, définie comme l'évaporation maximale d'une surface saturée, plane, horizontale, noire et exposée aux conditions météorologiques du milieu étudié (Arnaud & Lavabre, 1999). Plusieurs appareils ont été développés à cet effet, tels que l'évaporimètre de Piche, celui de Livingstone ou encore l'atmomètre de Bellani (figure I.1).

Cependant, ces dispositifs sont peu adaptés à la mesure de l'évaporation des surfaces d'eau libre (Aldomany, 2017), car ils sont généralement installés dans des abris météorologiques et ne prennent pas en compte certains paramètres essentiels comme le vent ou l'insolation, ni l'inertie thermique du plan d'eau. Leur utilisation est donc davantage orientée vers l'étude de l'évapotranspiration que de l'évaporation des réservoirs.

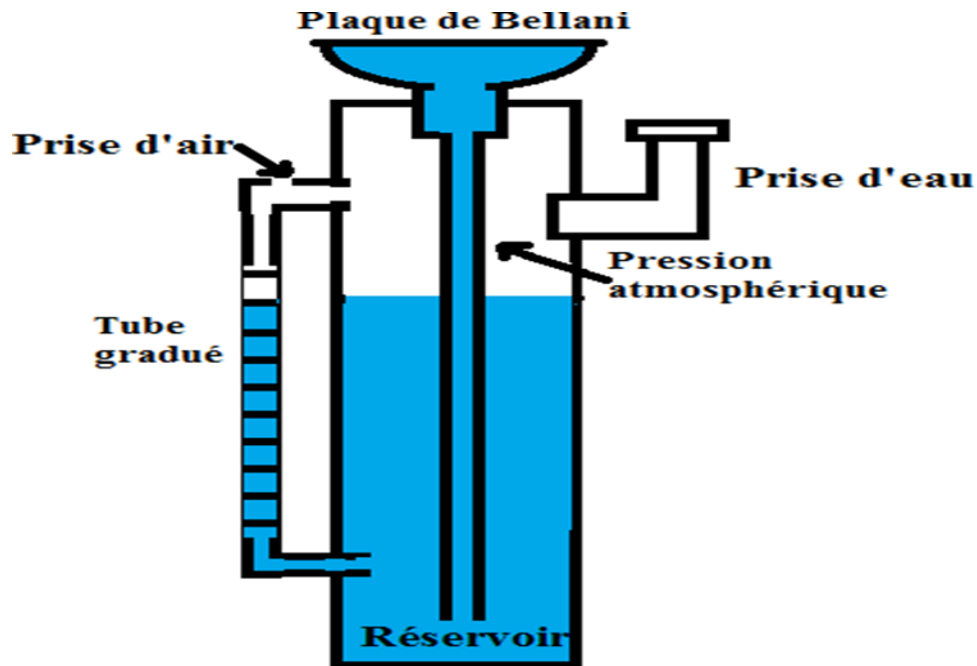


Figure I.1. Atmomètre de Bellain (Aldomany, 2017).

I.4.1.2. Les bacs évaporatoires

Les bacs d'évaporation sont les instruments les plus communément utilisés pour mesurer l'évaporation. Actuellement, il existe plus de vingt-cinq modèles différents (Maidment, 1993). Il s'agit de réservoirs de dimensions variables dans lesquels on mesure l'abaissement du niveau d'eau dû à l'évaporation.

Parmi les principaux types de bacs évaporatoires, on distingue (Aldomany, 2017) :

- **Le bac de classe A** : circulaire (122 cm de diamètre, 25.4 cm de profondeur), installé au-dessus du sol (figure I.2).

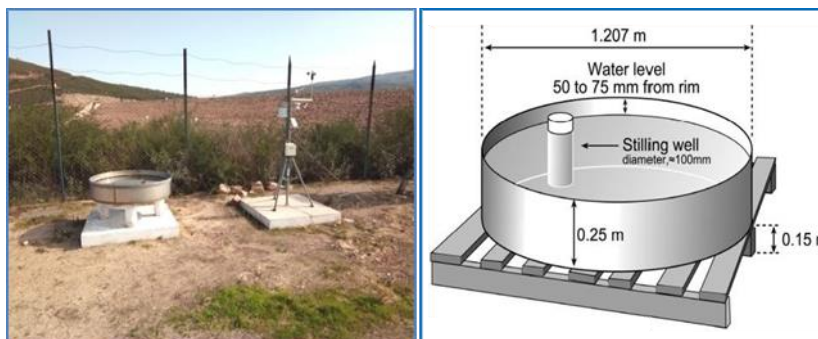


Figure I.2. Bac classe A

- **Le bac Colorado :**

Les bacs d'évaporation enterrés, notamment le modèle dit « Colorado », développé par la Station Expérimentale d'Agriculture du Colorado, sont largement utilisés pour la mesure de l'évaporation. Ce dispositif présente des dimensions standards de trois pieds de côté (91,4 cm) et une profondeur de 18 pouces (45,7 cm), avec un niveau d'eau maintenu à environ 10,2 cm en dessous du rebord, soit au niveau du sol environnant.

Une version métrique de ce bac est également utilisée, caractérisée par une surface d'un mètre carré et une profondeur de 50 cm. Dans ce cas, le bac est enterré de manière à ce que son bord supérieur dépasse d'environ 10 cm au-dessus du sol, tandis que le niveau d'eau est maintenu proche de la surface du terrain.

La Figure I.3 illustre le bac de type Colorado ainsi que son mode d'installation.

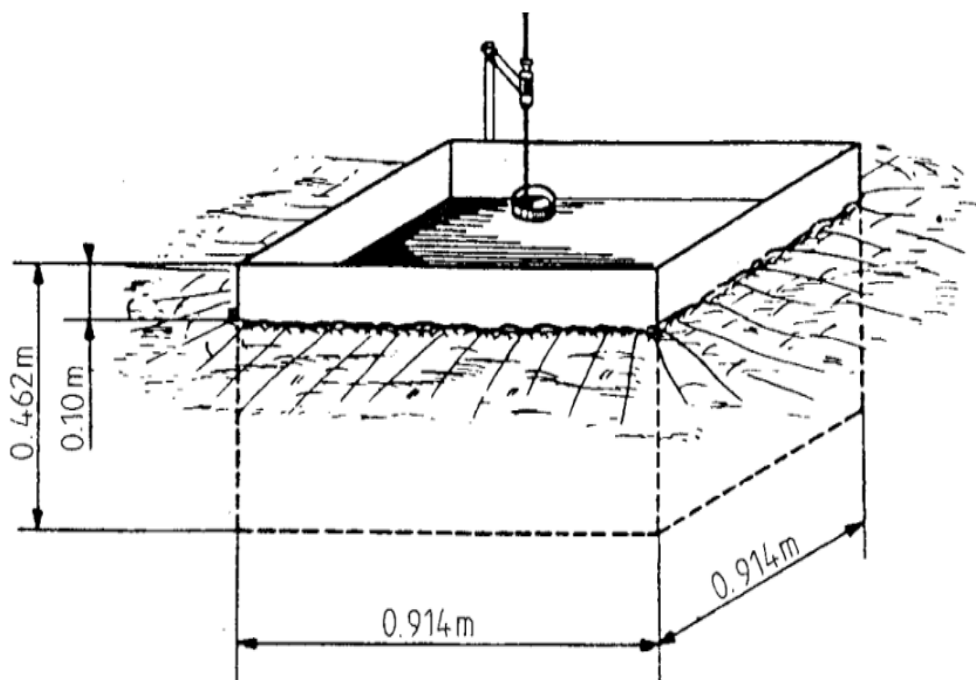


Figure I.3. Illustration du bac Colorado pour la mesure de l'évaporation

- **Les bacs russes, GGI 3000 et 20 m² :** bacs enterrés de grandes dimensions.



Figure I.4. Bac GGI-3000 (Stan et al., 2016).

- **Les bacs flottants** : installés directement sur les plans d'eau, offrant les mesures les plus représentatives mais difficiles à mettre en œuvre.

Ces dispositifs permettent de produire des séries temporelles fiables (journalières ou horaires). Toutefois, les mesures restent sensibles aux conditions d'installation, au climat, et à certaines perturbations (animaux, environnement local), nécessitant des corrections adaptées.



Figure I.5. Bac flottant (Stan et al., 2016).

I.4.2. Méthodes indirectes d'estimation de l'évaporation

En complément des mesures directes, de nombreuses méthodes indirectes ont été développées afin d'estimer l'évaporation à partir de données climatiques.

Ces méthodes reposent sur des relations mathématiques intégrant différents paramètres tels que la température de l'air, l'humidité relative, la vitesse du vent et le rayonnement solaire. Parmi les approches les plus reconnues figure la méthode de Penman-Monteith, qui combine le bilan énergétique et le transfert de masse pour fournir une estimation fiable de l'évapotranspiration (Allen et al., 1998 ; Shuttleworth, 2012).

D'autres méthodes empiriques, telles que celles de Thornthwaite, Turc et Hargreaves, permettent une estimation simplifiée lorsque les données sont limitées (Oudin et al., 2005). Bien que moins précises, elles sont largement utilisées en hydrologie régionale.

De manière générale, les méthodes indirectes peuvent être classées en trois catégories :

- **Méthodes basées sur le transfert de masse** (Dalton, 1802 ; Penman, 1948 ; etc.)
- **Méthodes basées sur le rayonnement** (Makkink, 1957 ; Priestley & Taylor, 1972 ; etc.)
- **Formules empiriques régionales**, comme la formule algérienne de Boutoutaou (1995)

I.4.2.1. Méthodes basées sur le transfert de masse

Les méthodes basées sur le transfert de masse reposent sur le principe fondamental du **gradient de pression de vapeur entre la surface de l'eau et l'atmosphère**, qui constitue le moteur principal du processus d'évaporation. Ce concept a été introduit initialement par Dalton (1802), qui a établi que l'évaporation est proportionnelle à la différence entre la pression de vapeur saturante à la surface de l'eau et la pression de vapeur réelle de l'air.

Dans ces approches, l'évaporation est généralement exprimée comme une fonction du **déficit de saturation** et de la **vitesse du vent**, ce dernier jouant un rôle clé dans le renouvellement de l'air humide au-dessus de la surface évaporante. Plusieurs formulations empiriques ont été proposées sur cette base, notamment celles de Meyer (1915), Horton (1917) et Rohwer (1931), qui introduisent des coefficients adaptés à différentes conditions climatiques.

La formulation de Howard Penman (1948) constitue une avancée majeure, en combinant les principes du transfert de masse avec le bilan énergétique pour fournir une estimation plus complète de l'évaporation. Ces méthodes sont particulièrement appréciées pour leur **simplicité de mise en œuvre**, car elles nécessitent un nombre limité de variables climatiques, mais leur précision peut être limitée dans des conditions complexes ou fortement variables (Shuttleworth, 2012).

I.4.2.2. Méthodes basées sur le rayonnement

Les méthodes basées sur le rayonnement considèrent que l'évaporation est principalement contrôlée par l'énergie disponible à la surface évaporante, notamment le rayonnement net. Ces approches dérivent du bilan énergétique et supposent que l'énergie solaire absorbée est en grande partie utilisée pour transformer l'eau liquide en vapeur.

Parmi les formulations les plus utilisées, la méthode de Makkink (1957) simplifie l'équation de Penman en ne conservant que la composante radiative, ce qui la rend adaptée aux situations où les données aérodynamiques sont limitées. De même, la méthode de Priestley et Taylor (1972) introduit un coefficient empirique ($\alpha \approx 1.26$) permettant d'estimer l'évaporation dans des conditions d'humidité suffisante, en négligeant l'influence du vent.

Ces modèles sont particulièrement performants dans les environnements où le contrôle énergétique domine, comme les régions humides ou les surfaces étendues d'eau libre. Cependant, leur précision peut diminuer dans les régions arides ou semi-arides, où les effets aérodynamiques (vent, turbulence) deviennent prépondérants (Brutsaert, 1982).

I.4.2.3. Formules empiriques régionales (exemple : formule de Boutoutaou)

Les formules empiriques régionales sont développées spécifiquement pour des conditions climatiques locales, en intégrant des paramètres météorologiques adaptés à une région donnée. Elles permettent de simplifier l'estimation de l'évaporation tout en tenant compte des particularités climatiques et hydrologiques locales.

Dans le contexte algérien, la formule proposée par Boutoutaou (1995) constitue un exemple pertinent. Cette formulation repose principalement sur le déficit de saturation de l'air et la vitesse du vent, en intégrant également un facteur temporel lié à la période considérée. Elle a été calibrée à partir de données expérimentales locales, ce qui lui confère une bonne représentativité des conditions climatiques de l'Algérie.

Des applications ultérieures ont montré que cette formule permet d'obtenir des estimations acceptables de l'évaporation dans différents barrages algériens, avec des écarts généralement inférieurs à $\pm 25\%$ par rapport aux mesures observées (Boutoutaou, 2011). Toutefois, comme toute relation empirique, sa validité reste limitée aux conditions pour lesquelles elle a été développée, et son utilisation dans d'autres contextes nécessite une recalibration préalable.

Ces approches sont particulièrement utiles pour l'estimation de l'évaporation dans les barrages, où les mesures directes sont difficiles à mettre en œuvre.

L'évaporation étant un phénomène complexe et non linéaire dépendant de plusieurs facteurs climatiques (température, humidité, vent, rayonnement), son estimation reste un défi majeur (Vachala, 2008).

Dans les régions arides et semi-arides, comme en Afrique du Nord et en Algérie, cette problématique est encore plus critique. Les pertes par évaporation peuvent représenter une part

significative du bilan hydrique annuel des barrages, rendant indispensable l'utilisation de méthodes fiables pour une meilleure gestion des ressources en eau (Remini, 2005 ; Bouanani, 2004).

5. Importance de la modélisation de l'évaporation

L'estimation précise des pertes par évaporation constitue un élément fondamental pour une gestion efficace et durable des ressources en eau, ainsi que pour une planification hydrique fiable à court et à long terme. En effet, l'évaporation représente une part significative du bilan hydrique des retenues de barrages, influençant directement la disponibilité de l'eau stockée et la capacité de satisfaction des différents usages. Dans ce contexte, une quantification rigoureuse de ce phénomène est indispensable pour améliorer la prise de décision en matière de gestion des systèmes hydrauliques.

Toutefois, la mesure directe de l'évaporation demeure complexe et sujette à des incertitudes importantes. Les méthodes classiques, telles que l'utilisation des bacs d'évaporation (pans), sont largement répandues en raison de leur simplicité de mise en œuvre. Elles consistent à mesurer la variation du niveau d'eau dans un récipient exposé aux conditions atmosphériques. Cependant, ces dispositifs présentent des limites notables, notamment en raison de leur incapacité à reproduire fidèlement les conditions réelles des plans d'eau naturels ou artificiels. En particulier, l'absence de prise en compte de certains processus physiques, tels que le stockage thermique, peut entraîner des erreurs significatives, avec des surestimations pouvant dépasser 25 % (Morton, 1979). Par ailleurs, ces méthodes nécessitent un suivi continu et des conditions expérimentales contrôlées, ce qui limite leur applicabilité à grande échelle.

Face à ces contraintes, les méthodes indirectes ont été largement développées pour estimer l'évaporation à partir de variables météorologiques. Ces approches reposent sur des modèles empiriques ou semi-empiriques, parmi lesquels l'équation de Penman constitue une référence largement utilisée (Penman, 1948). Ce type de modèle combine les effets énergétiques (rayonnement solaire) et aérodynamiques (vent, humidité) pour estimer les flux d'évaporation. Bien que ces méthodes offrent des résultats satisfaisants dans de nombreux cas, elles présentent également des limitations importantes. En effet, elles nécessitent des données météorologiques détaillées et fiables, souvent difficiles à obtenir, notamment dans les régions où les réseaux de mesure sont peu développés (Zhao & Gao, 2019). De plus, ces modèles reposent sur des

hypothèses simplificatrices qui peuvent ne pas refléter la complexité des processus physiques réels.

Parmi les facteurs influençant la précision des estimations, le stockage thermique de l'eau constitue un paramètre clé souvent négligé en raison de la difficulté de sa quantification. Pourtant, plusieurs études ont montré que ce facteur peut avoir un impact significatif sur les flux d'évaporation, en particulier dans les réservoirs profonds ou soumis à de fortes variations thermiques. L'absence de prise en compte de ce paramètre peut entraîner des biais importants dans les estimations, affectant ainsi la fiabilité des résultats (Gan & Liu, 2020).

Dans ce contexte, la modélisation de l'évaporation apparaît comme une alternative essentielle pour surmonter les limites des méthodes traditionnelles. Elle permet de représenter de manière plus réaliste les interactions complexes entre les variables climatiques, hydrologiques et physiques, tout en offrant une meilleure capacité d'adaptation aux conditions locales. La modélisation facilite également l'analyse de la variabilité spatio-temporelle de l'évaporation, permettant ainsi d'identifier les périodes et les zones les plus sensibles aux pertes en eau.

En outre, les modèles d'évaporation jouent un rôle crucial dans l'évaluation des impacts du changement climatique sur les ressources hydriques. En intégrant des scénarios climatiques futurs, ils permettent d'anticiper l'évolution des pertes par évaporation et d'adapter les stratégies de gestion en conséquence. À ce titre, ils constituent des outils d'aide à la décision indispensables pour les gestionnaires de barrages et les autorités en charge de la planification des ressources en eau. Par exemple, (Zhao et al., 2021) ont démontré l'importance de la modélisation pour évaluer les pertes futures d'évaporation à grande échelle et améliorer la gestion des infrastructures hydrauliques.

Ainsi, la modélisation de l'évaporation ne se limite pas à une simple estimation des pertes en eau, mais s'inscrit dans une approche globale visant à optimiser la gestion des ressources hydriques. Elle permet de mieux comprendre les mécanismes en jeu, d'améliorer la précision des prévisions et de renforcer la résilience des systèmes hydrauliques face aux défis environnementaux et climatiques actuels.

I.6. Apport de l'apprentissage automatique dans la modélisation de l'évaporation

Malgré la diversité des approches présentées, l'estimation de l'évaporation demeure un défi complexe en raison de son caractère intrinsèquement non linéaire et non stationnaire. Les méthodes physiques et empiriques, bien qu'efficaces dans certains contextes, reposent sur des hypothèses simplificatrices et des relations déterministes qui peinent à capturer la variabilité temporelle et les interactions complexes entre les variables climatiques, en particulier dans les régions arides et semi-arides. Par ailleurs, les méthodes directes présentent des contraintes opérationnelles importantes, liées aux coûts, à la maintenance des équipements et à la représentativité spatiale des mesures, tandis que les modèles empiriques sont souvent limités à des conditions climatiques spécifiques, ce qui restreint leur capacité de généralisation.

Face à ces limites, les techniques d'apprentissage automatique (ML) et d'intelligence artificielle (IA) se présentent comme des alternatives prometteuses. Ces approches permettent de modéliser l'évaporation en capturant les relations complexes, non linéaires et multi-échelles entre les variables hydro-météorologiques, sans nécessiter d'hypothèses explicites sur la structure du phénomène étudié. Exploitant efficacement les données historiques, elles offrent la possibilité d'améliorer à la fois la précision et la robustesse des prévisions, tout en s'adaptant à des contextes variés et à des conditions climatiques diversifiées.

Dans ce contexte, les méthodes d'apprentissage automatique présentent un avantage majeur, puisqu'elles sont capables d'extraire automatiquement des relations non linéaires à partir de données historiques, sans nécessiter une formulation explicite des processus physiques. Ces techniques, telles que les réseaux de neurones artificiels (ANN), les machines à vecteurs de support (SVM), les systèmes neuro-flous (ANFIS), les arbres de décision ou encore les modèles d'ensemble, ont été largement utilisées dans le domaine de l'hydrologie pour modéliser et prédire différents processus hydrologiques (Deo et al., 2016 ; Sudheer et al., 2002).

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) figurent parmi les approches les plus populaires pour la modélisation de l'évaporation. Leur capacité à approximer des fonctions complexes et à apprendre à partir de données en fait des outils particulièrement adaptés aux problèmes hydrologiques. Les premières applications des ANN dans ce domaine remontent aux travaux de Bruton et al. (2000), qui ont démontré leur efficacité pour modéliser l'évaporation journalière à partir de données météorologiques. Par la suite, de nombreuses études ont confirmé la

supériorité des ANN par rapport aux méthodes empiriques traditionnelles. Par exemple, (Keskin & Terzi, 2006) ont montré que les ANN fournissent de meilleures estimations de l'évaporation que le modèle de Penman. De même, (Castellano-Méndez et al., 2004) ont démontré que les ANN surpassent les modèles statistiques classiques de type Box-Jenkins pour la simulation des écoulements et des variables hydrologiques.

En outre, plusieurs travaux ont mis en évidence l'importance du choix des variables d'entrée dans les modèles d'apprentissage automatique. L'intégration de paramètres météorologiques tels que la température, le rayonnement solaire et la vitesse du vent permet d'améliorer significativement les performances des modèles (Keskin & Terzi, 2006). Toutefois, ces modèles restent souvent spécifiques au site étudié, ce qui limite leur capacité de généralisation à d'autres contextes climatiques (Kumar et al., 2011). Cette limitation a conduit à des recherches visant à développer des modèles plus robustes et généralisables.

Parallèlement, d'autres techniques d'apprentissage automatique ont été explorées pour améliorer la modélisation de l'évaporation. Les machines à vecteurs de support (SVM), les modèles de régression adaptative (MARS), les systèmes neuro-flous (ANFIS) et les réseaux de neurones à base radiale (RBFN) ont montré des performances intéressantes dans différents contextes climatiques (Wang et al., 2017 ; Malik et al., 2017 ; Tezel & Buyukyildiz, 2016). Les résultats de ces études indiquent généralement que les méthodes basées sur l'apprentissage automatique surpassent les modèles empiriques et les approches de régression en termes de précision et de robustesse.

Les modèles hybrides et les approches d'ensemble ont également gagné en popularité ces dernières années. Par exemple, l'utilisation combinée de techniques d'apprentissage automatique avec des méthodes d'optimisation ou de transformation des données (comme les ondelettes) a permis d'améliorer la précision des prévisions d'évaporation (Falamarzi et al., 2014). Ces approches exploitent les avantages de plusieurs techniques afin de mieux capturer la variabilité et la complexité des séries temporelles hydrologiques.

Plus récemment, des algorithmes avancés d'apprentissage automatique, tels que XGBoost (Chen & Guestrin, 2016), ont été introduits dans le domaine de l'hydrologie. Ce modèle, basé sur les techniques de boosting, se distingue par sa capacité à gérer de grandes quantités de données et à fournir des prédictions précises et robustes. Des études ont montré que XGBoost

peut surpasser plusieurs modèles classiques et modernes dans la prévision des variables hydrologiques (Lei et al., 2017).

En parallèle, les modèles de deep learning, notamment les réseaux de neurones récurrents (RNN) et leur variante avancée LSTM (Long Short-Term Memory), ont suscité un intérêt croissant pour la modélisation des séries temporelles hydrologiques. Ces modèles sont particulièrement adaptés à la prévision de l'évaporation, car ils permettent de prendre en compte la dépendance temporelle des données et de capturer les effets de mémoire du système hydrologique. Les travaux de (Zhang et al., 2018) ont montré que les modèles LSTM offrent de meilleures performances que les réseaux de neurones classiques pour la prévision multi-pas des variables hydrologiques.

Malgré ces avancées significatives, la modélisation de l'évaporation par apprentissage automatique reste un défi. La complexité intrinsèque du phénomène, la variabilité climatique et la non-stationnarité des données rendent difficile la conception de modèles universels et robustes. De plus, le choix des variables d'entrée, la qualité des données et la configuration des modèles influencent fortement les performances obtenues. Comme le soulignent plusieurs études, il n'existe pas de modèle unique capable de fournir des résultats optimaux dans toutes les conditions, ce qui nécessite une adaptation des approches en fonction du contexte d'étude.

Néanmoins, l'apprentissage automatique représente aujourd'hui une alternative prometteuse aux méthodes traditionnelles pour la modélisation de l'évaporation. Sa capacité à traiter des données complexes, à capturer des relations non linéaires et à fournir des prévisions précises en fait un outil incontournable pour améliorer la gestion des ressources en eau. En particulier, dans un contexte de changement climatique et de pression croissante sur les ressources hydriques, ces techniques offrent de nouvelles perspectives pour développer des systèmes de prévision fiables et soutenir la prise de décision en matière de gestion des barrages.

Ainsi, l'intégration des modèles d'apprentissage automatique dans l'estimation de l'évaporation constitue une avancée majeure, permettant non seulement d'améliorer la précision des prévisions, mais aussi de mieux comprendre les mécanismes sous-jacents du phénomène et d'optimiser l'utilisation des ressources en eau.

I.7. Méthodes de réduction de l'évaporation

La réduction de l'évaporation constitue une étape essentielle dans la gestion des barrages et des réservoirs, particulièrement dans les régions arides et semi-arides où les pertes d'eau peuvent représenter une part significative du volume stocké (Remini 2005 ; Bouanani 2004). Plusieurs stratégies ont été développées pour limiter ces pertes, allant de solutions physiques simples à des techniques plus sophistiquées basées sur la couverture des plans d'eau ou la modification des conditions environnementales.

I.7.1. Brise-vents

Le vent constitue un facteur majeur influençant l'évaporation, car il favorise l'élimination de la couche d'air saturée en humidité formée à la surface de l'eau, ce qui relance continuellement le processus évaporatif. L'installation de brise-vents permet ainsi de réduire l'évaporation en limitant l'effet du vent sur la surface de l'eau. Les études expérimentales de Crow (1963) ont montré que la présence de brise-vents peut entraîner une réduction de l'évaporation d'environ 9 %. Des travaux ultérieurs, menés par Skidmore et Hagen (1970) ainsi que par le Department of Water (2007), ont rapporté des réductions plus importantes, allant de 20 à 30 %. Cependant, l'efficacité de cette technique reste limitée aux petites retenues : pour les grandes surfaces d'eau, les taux de réduction d'évaporation obtenus sont généralement faibles (Helfer et al., 2009).

I.7.2. Réduction de la surface exposée au soleil et couverture totale des plans d'eau

Le rayonnement solaire constitue le principal moteur du cycle de l'eau, en réchauffant les surfaces aquatiques et en favorisant la transition de l'eau de l'état liquide à l'état gazeux, c'est-à-dire l'évaporation. Par conséquent, réduire la surface de l'eau exposée au soleil constitue une méthode efficace pour limiter les pertes par évaporation.

Plusieurs chercheurs ont testé cette approche avec des résultats significatifs. En Égypte, Hassan et al. (2007) ont utilisé des plaques circulaires flottantes sur le lac Nasser, réduisant ainsi l'exposition solaire de l'eau et atteignant une diminution de l'évaporation de l'ordre de 74 %. En Iraq, Dawood et al. (2013) ont appliqué une méthode similaire et ont enregistré une réduction d'environ 57 %. En Arabie Saoudite, Al-Hassoun et al. (2009) ont employé des tapis constitués de palmes pour couvrir partiellement la surface de l'eau, avec des taux de réduction variant de

26 à 63 % selon l'étendue de la surface couverte. En Espagne, Álvarez et al. (2006) ont expérimenté des voiles en plastique noir suspendus au-dessus de l'eau afin de créer une surface ombrée, limitant ainsi l'impact direct du rayonnement solaire sur la surface aquatique (voir figure I.5).

Par ailleurs, des travaux menés en Australie par Craig et al. (2005) et Yao et al. (2010) ont également confirmé l'efficacité de cette technique pour la réduction de l'évaporation (voir figure I.5). Cependant, cette approche demeure surtout adaptée aux petites retenues ou aux bassins d'irrigation. Pour les grandes étendues, les coûts élevés du matériel et le risque de déplacement des dispositifs flottants sous l'effet de vents violents limitent son applicabilité pratique.

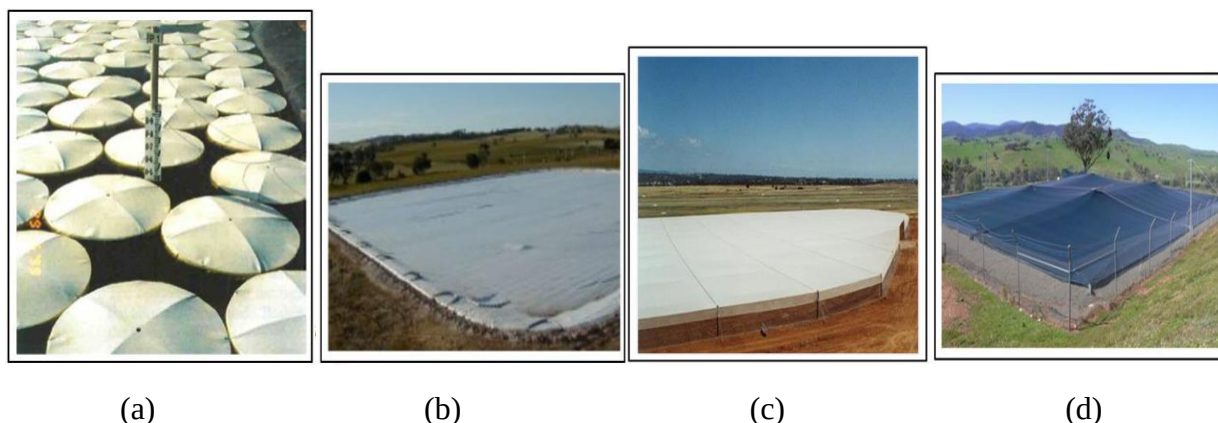


Figure I.6. Techniques de couverture des plans d'eau pour la réduction de l'évaporation : (a) Modules flottants AquaCap, (b) Feuilles flottantes type E-VapCap, (c) Couvertures suspendues perméables (toile d'ombre), (d) Couvertures suspendues étanches SuperSpan.

Les films mono-moléculaires sont constitués de substances chimiques telles que les alcools, les acides gras à longue chaîne, les amines ou les cétones, capables de former à la surface de l'eau une fine couche invisible qui réduit l'évaporation (Chitour, 2004). L'usage des huiles pour limiter l'évaporation remonte au début du XX^e siècle, notamment pour protéger les rivières et les lacs (Abbe, 1914). Langmuir (1917) a décrit la structure géométrique de ces monocouches, et ses travaux sur les propriétés des films ont été étendus par Rideal (1925) et Langmuir & Schaefer (1943), qui ont quantifié la résistance à l'évaporation et sa dépendance à la

température. Archer & La Mer (1955) ont mis en évidence l'influence de paramètres comme la pression de surface et la longueur de chaîne des substances utilisées.

Les premiers essais en conditions réelles ont été réalisés en Australie dans les années 1950 (Mansfield, 1955), suivis par les États-Unis (Timblin et al., 1962), puis dans plusieurs autres pays (Barnes, 2008). Ces travaux ont montré que la performance des monocouches pouvait être réduite par le vent, la poussière et d'autres facteurs environnementaux. Les recherches ultérieures ont porté sur l'optimisation des substances formant les films, comme l'hexadecanol et l'octadecanol (Foulds & Dressler, 1968 ; Simko & Dressler, 1969), ainsi que sur l'ajout de polymères pour améliorer leur stabilité (Fukuda et al., 1979).

Plus récemment, la sécheresse en Australie a relancé les recherches sur des films résistants aux effets du vent. Les études combinant essais en bac d'évaporation sous conditions contrôlées et modélisation informatique ont permis de mieux relier les propriétés géométriques et dynamiques des films à leur efficacité (Plazzer et al., 2011 ; Henry et al., 2010 ; Tran et al., 2013). L'utilisation de composés comme le glycol d'éthylène mono-octadécyl éther, associé à des polymères solubles dans l'eau, a montré une amélioration notable de la réduction de l'évaporation même en présence de vent.

I.8. L'impact de phénomène d'évaporation sur la capacité de stockage

Les réservoirs d'eau jouent un rôle crucial dans le stockage, la régulation des flux et la production hydroélectrique. Cependant, l'évaporation représente une menace majeure pour les volumes stockés, car la grande surface exposée à l'air et au rayonnement solaire favorise le passage des molécules d'eau de l'état liquide à la vapeur, entraînant une diminution significative du niveau des réservoirs.

Le changement climatique, amplifié par certaines activités humaines, augmente la concentration de gaz à effet de serre dans l'atmosphère, réchauffant la surface terrestre et modifiant le cycle hydrologique. Cette hausse des températures accentue l'évaporation, tandis que les événements extrêmes, tels que sécheresses prolongées et pluies intenses, réduisent l'apport en eau des rivières et des nappes phréatiques (Ramsankaran, 2022).

À l'échelle mondiale, l'évaporation constitue une composante essentielle du bilan hydrique. Chaque année, environ 450 000 km³ d'eau s'évaporent des océans et 71 000 km³ de la surface terrestre, dont les lacs ne représentent que 1,57 % de la superficie mondiale mais contribuent à 2,37 % de l'eau évaporée. Par exemple, le lac Nasser en Égypte perd annuellement entre 12,3 et 13,6 milliards de m³ par évaporation, tandis qu'en Irak, près de 61 % des précipitations s'évaporent (Weick, 2003; Ahsan, 2011).

En Algérie, où l'eau est une ressource précieuse, le phénomène d'évaporation compromet la disponibilité pour l'agriculture, l'industrie et l'alimentation en eau potable (Rimini, 2009). Le taux moyen d'évaporation varie entre 1 500 et 2 000 mm/an et peut atteindre 3 000 mm/an dans certaines régions sahariennes. La capacité totale des 68 barrages algériens est de $7,1 \times 10^9$ m³, avec des pertes annuelles dues à l'évaporation estimées à 250×10^6 m³, dépassant celles causées par les fuites et l'envasement (Rimini et al., 2010).

La mesure de l'évaporation est assurée par l'Office National de la Météorologie (ONM) et l'Agence Nationale des Ressources Hydrauliques (ANRH). En l'absence de données directes, elle est estimée à partir d'observations de réservoirs ou de stations météorologiques. Ces pertes d'eau, souvent coûteuses, soulignent la nécessité de solutions efficaces pour limiter l'évaporation et préserver les ressources de surface, en parallèle aux forages et au dessalement. Une gestion proactive permet d'optimiser l'approvisionnement en eau potable, l'irrigation et les usages industriels, tout en réduisant les pertes économiques liées à ce phénomène.

Conclusion

Ce chapitre a présenté une synthèse bibliographique relative au phénomène d'évaporation et à son importance dans la gestion des ressources en eau. L'évaporation constitue un processus hydrologique fondamental, particulièrement critique dans les régions arides et semi-arides comme l'Algérie. Les variables climatiques (température, humidité, vent, rayonnement solaire) en contrôlent l'intensité à travers des interactions complexes et non linéaires. Les méthodes traditionnelles de mesure et d'estimation, qu'elles soient directes (bacs évaporatoires) ou indirectes (Penman, Boutoutaou), présentent des limites importantes en termes de précision et de généralisation. Face à ces contraintes, les techniques d'apprentissage automatique s'imposent comme des alternatives performantes, capables de capturer les relations non linéaires entre

variables hydroclimatiques et flux évaporatifs. Cette synthèse confirme ainsi la nécessité de développer des modèles robustes basés sur l'apprentissage automatique pour améliorer la prévision de l'évaporation dans les retenues de barrages en contexte algérien

CHAPITRE II PRÉSENTATION DE LA ZONE D'ÉTUDE

II.1. Introduction

La compréhension des caractéristiques physiques et hydrologiques d'un bassin versant constitue une étape fondamentale dans toute étude visant à analyser et à modéliser les phénomènes hydrologiques. En effet, les paramètres morphométriques, topographiques et hydrographiques d'un bassin influencent directement les processus de circulation de l'eau, les mécanismes de stockage ainsi que les échanges hydriques avec l'atmosphère. Dans le cadre de la modélisation et de la prévision des pertes d'eau par évaporation, une connaissance approfondie de la zone d'étude est indispensable afin de mieux interpréter les variations spatiales et temporelles des variables hydrométéorologiques utilisées dans les modèles d'apprentissage automatique.

Le présent chapitre est consacré à la présentation détaillée de la zone d'étude et de son bassin versant. Il vise à mettre en évidence les principales caractéristiques géométriques, topographiques et hydrographiques qui conditionnent son fonctionnement hydrologique. Dans un premier temps, les paramètres géométriques du bassin versant sont décrits à travers l'analyse de sa superficie, de son périmètre et de sa forme générale. Ensuite, l'étude de la pente du bassin versant et de l'indice de pente global permet d'apprécier l'influence du relief sur les écoulements de surface. Les caractéristiques hydrographiques, notamment l'organisation du réseau de drainage, sont également présentées afin de mieux comprendre la dynamique des écoulements au sein du bassin. Enfin, le temps de concentration est déterminé et analysé, car il constitue un paramètre essentiel pour l'évaluation de la réponse hydrologique du bassin aux précipitations.

L'ensemble de ces éléments fournit le cadre physique nécessaire à la compréhension des analyses et des modélisations développées dans les chapitres suivants.

II.2. Présentation du bassin versant

Le barrage de Koudiat Acerdoune, situé dans la wilaya de Bouira au centre de l'Algérie, constitue l'un des ouvrages hydrauliques les plus importants du pays. Avec une capacité de stockage d'environ 640 millions de mètres cubes, il est considéré comme le deuxième plus grand barrage d'Algérie après le barrage de Beni Haroun Dam. Implanté sur l'oued Isser, à environ 80 km au sud-est d'Alger, il contrôle un bassin versant d'une superficie de 2 787 km²

(figure II.1). La région est soumise à un climat méditerranéen caractérisé par une variabilité saisonnière des précipitations et une évaporation relativement élevée, influençant directement les ressources en eau disponibles. Les apports annuels au barrage sont estimés à près de 220 millions de mètres cubes, principalement fournis par l'oued Isser, principal cours d'eau du bassin. Le barrage joue un rôle stratégique dans l'alimentation en eau potable et l'irrigation de vastes zones agricoles. Il fournit annuellement environ 178 millions de mètres cubes d'eau destinés à la consommation domestique de plusieurs wilayas, notamment Bouira, Tizi-Ouzou, M'Sila et Médéa, bénéficiant à une population d'environ 1,58 million d'habitants. Il contribue également à l'irrigation d'environ 19 000 hectares de terres agricoles, principalement dans les plaines des Issers et de la Mitidja, où sont cultivées diverses productions telles que les céréales, le blé, l'orge, le maïs, les légumes et les arbres fruitiers. En raison de son importance socio-économique et des pertes d'eau significatives engendrées par l'évaporation, le barrage de Koudiat Acerdoune constitue un site d'étude particulièrement pertinent pour l'analyse, la modélisation et la prévision des pertes d'eau par évaporation à l'aide des techniques d'apprentissage automatique.

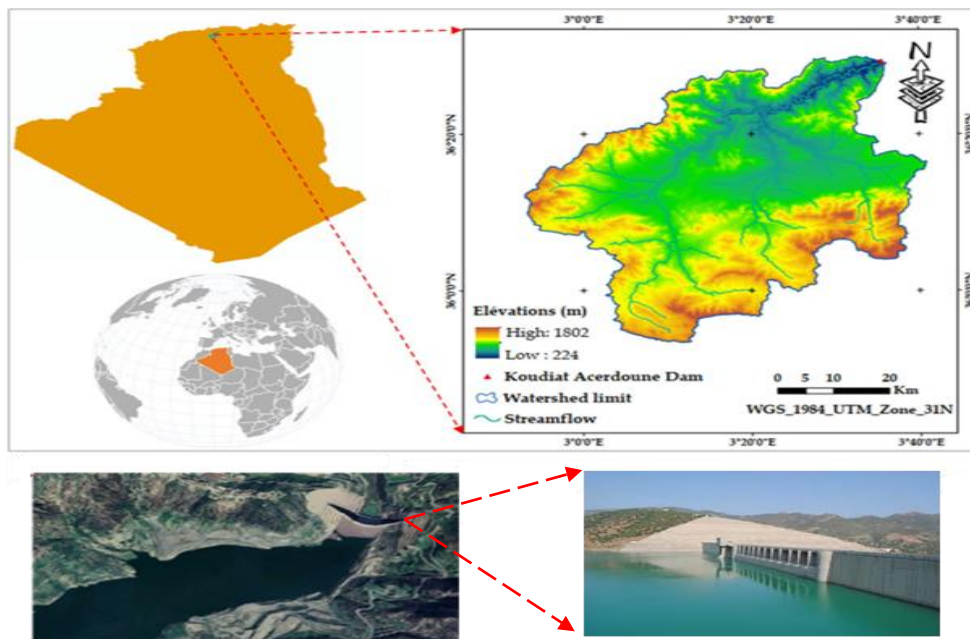


Figure II.1. Bassin versant du barrage Koudiate Acerdoune

L'ouvrage de Koudiet Acerdoun se distingue par sa structure en Béton Compacté au Rouleau (BCR), une technique privilégiée pour sa robustesse et sa rapidité d'exécution. Sur le plan dimensionnel, le barrage présente des caractéristiques imposantes avec une hauteur maximale de 121 m au-dessus des fondations et un développement en crête de 425 m.

La géométrie de la partie supérieure affiche une largeur de 8 m au niveau du couronnement, ce dernier étant calé à une cote de 321 m. Pour la gestion des apports hydrologiques exceptionnels, l'infrastructure est dotée d'un système d'évacuateurs de crues de surface, dimensionné pour garantir la sécurité de l'ouvrage en évacuant les débits de pointe sans mettre en péril l'intégrité de la structure.

L'évacuation des crues est assurée par un déversoir de type à seuil libre, implanté directement au centre de l'ouvrage, dans l'axe de la vallée. Ce dispositif présente une longueur déversante totale de 142,20 m, dimensionnée pour transiter un débit maximal de 7 000 m³/s lorsque le plan d'eau atteint la cote des Plus Hautes Eaux (PHE) fixée à 314,64 m.

Par ailleurs, une vidange de demi-fond est intégrée dans le corps du barrage au niveau de la rive gauche. Calée à la cote 140 m, elle offre une capacité de décharge de 470 m³/s, permettant ainsi une gestion souple du niveau de la retenue

II.3. Caractéristiques géométriques

II.3.1. Caractéristiques géométriques

Le bassin versant du barrage de Koudiat Acerdoune constitue l'unité hydrologique de base qui assure la collecte, la concentration et l'acheminement des eaux de pluie vers la retenue du barrage. Les caractéristiques morphométriques de ce bassin influencent directement les processus de ruissellement, les volumes d'eau mobilisés ainsi que la réponse hydrologique du système face aux événements pluviométriques. Parmi ces caractéristiques, la superficie du bassin versant représente un paramètre fondamental puisqu'elle détermine l'étendue de la zone contributive aux écoulements alimentant le barrage. Exprimée en kilomètres carrés (km²), elle permet d'évaluer le potentiel de production hydrique du bassin et constitue un élément essentiel dans les études de gestion des ressources en eau.

Le périmètre du bassin versant, exprimé en kilomètres (km), correspond quant à lui à la longueur de la ligne de partage des eaux qui délimite l'aire de drainage. Associé à la superficie, ce paramètre fournit des informations précieuses sur la configuration spatiale du bassin et sur

son aptitude à concentrer les écoulements vers l'exutoire. L'analyse conjointe de ces caractéristiques permet de mieux comprendre le fonctionnement hydrologique du bassin et d'apprécier son influence sur les apports au barrage.

Dans le cadre de cette étude portant sur la modélisation et la prévision des pertes d'eau par évaporation, les caractéristiques géométriques du bassin versant présentent un intérêt particulier. En effet, la superficie du bassin conditionne directement les volumes d'eau susceptibles d'alimenter la retenue et de compenser les pertes liées à l'évaporation. Un bassin versant de grande superficie est généralement capable de générer des apports plus importants, ce qui contribue à maintenir le niveau d'eau du réservoir malgré les pertes évaporatoires. Ainsi, la connaissance de ces paramètres morphométriques est indispensable pour interpréter la dynamique du bilan hydrique du barrage et mieux comprendre les interactions entre les apports naturels et les pertes d'eau par évaporation.

La détermination de ces paramètres (voir tableau II.1) repose aujourd'hui sur l'exploitation des données géographiques numériques et des modèles numériques de terrain (MNT), à l'aide de systèmes d'information géographique (SIG) tels qu'ArcGIS, QGIS ou Global Mapper. Ces outils offrent la possibilité de délimiter avec précision le bassin versant du barrage de Koudiat Acerdoune et d'en extraire les principales caractéristiques morphométriques nécessaires aux analyses hydrologiques et environnementales.

II.3.2. Indice de Gravelius

La forme d'un bassin versant constitue un facteur déterminant de son comportement hydrologique, car elle influence directement la manière dont les eaux de ruissellement convergent vers l'exutoire ainsi que l'intensité des débits générés lors des épisodes pluvieux. Afin de caractériser cette forme, l'indice de compacité de Gravelius (K_c) est couramment utilisé en hydrologie. Cet indicateur morphométrique permet de comparer la géométrie réelle du bassin à celle d'un cercle de même superficie, ce dernier représentant la forme la plus compacte possible (Strahler, 1964). Son calcul repose sur deux paramètres fondamentaux : la superficie du bassin versant (A), exprimée en kilomètres carrés (km^2), et son périmètre (P), exprimé en kilomètres (km).

$$K_c = \frac{P}{2\sqrt{\pi A}} \approx 0.28 \frac{P}{\sqrt{A}} \quad (\text{II.1})$$

Où :

Kc : indice de compacité de Gravelius ;

A : superficie du bassin versant (km²) ;

P : périmètre du bassin versant (km).

La valeur de l'indice de Gravelius renseigne sur le degré de compacité ou d'allongement du bassin et permet ainsi d'interpréter sa réponse hydrologique. Lorsque Kc est proche de 1, le bassin présente une forme relativement circulaire et compacte. Dans cette configuration, les eaux issues des différentes parties du bassin parcourent des distances similaires avant d'atteindre l'exutoire, ce qui favorise une concentration rapide des écoulements, réduit le temps de concentration et peut engendrer des débits de pointe élevés. À l'inverse, une valeur élevée de Kc traduit une forme plus allongée du bassin. Les écoulements arrivent alors à l'exutoire de manière plus progressive, ce qui étale la réponse hydrologique dans le temps, augmente le temps de concentration et contribue à l'atténuation des débits maximaux.

Dans le cadre de la présente étude consacrée à la modélisation et à la prévision des pertes d'eau par évaporation au niveau du barrage de Koudiat Acerdoune, l'indice de Gravelius revêt une importance particulière. En effet, la forme du bassin versant influence les modalités d'alimentation de la retenue à travers la dynamique des apports hydrologiques. Ces apports constituent l'une des principales composantes du bilan hydrique du barrage et interviennent directement dans la compensation des volumes d'eau perdus par évaporation. Une meilleure connaissance de la compacité du bassin permet ainsi de mieux comprendre la variabilité temporelle des apports à la retenue et, par conséquent, d'interpréter plus efficacement l'évolution des pertes évaporatoires et leur impact sur la gestion des ressources en eau. Ainsi, l'indice de Gravelius constitue un paramètre essentiel pour l'analyse de l'organisation spatiale du bassin, de son efficacité de drainage et de son influence indirecte sur les processus hydrologiques liés à l'évaporation (Wang et al., 2022 ; Ouzerbane, 2019).

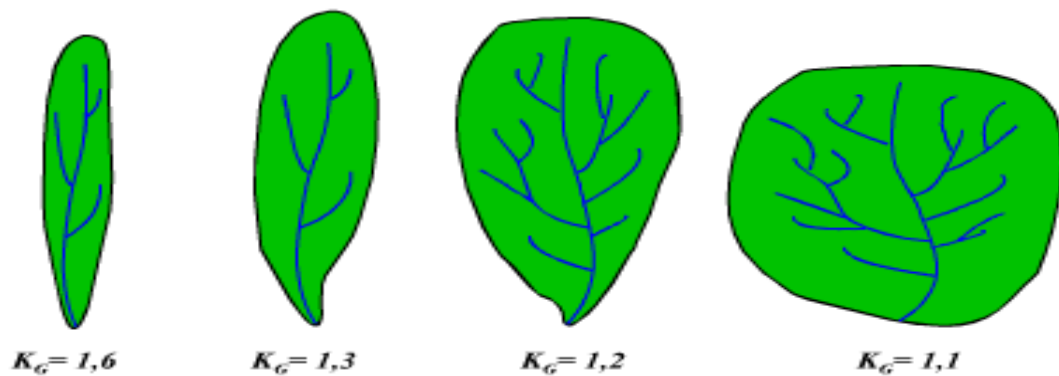


Figure II.2. Quelques valeurs de Kc pour différentes formes de bassin versant (Musy, 2005)

II.3.3. Rectangle équivalent

Le rectangle équivalent est défini comme étant le rectangle de longueur (L) et de largeur (B) qui a la même surface (S) même périmètre (P), même indice de compacité (C) et même hypsométrie que le bassin versant étudié.

Ce paramètre facilite la comparaison entre les bassins versants du point de vue de leur influence sur l'écoulement.

$$L = \frac{KG \cdot \sqrt{A}}{1.12} \cdot \left(1 - \sqrt{1 - \frac{(1.12)^3}{KG}}\right) \quad (II.2)$$

$$l = \frac{KG \cdot \sqrt{A}}{1.12} \cdot \left(1 + \sqrt{1 - \frac{(1.12)^3}{KG}}\right) \quad (II.3)$$

Avec : L = la longueur du rectangle équivalent (Km); l = largeur du rectangle équivalent (Km); A = la surface du bassin versant (Km²); KG est l'indice de compacité de Gravelius.

Les résultats sont représentés dans le tableau II.1.

Tableau II.1. Paramètres morphométriques du bassin versant

Bassin versant	surface (km ²)	Périmètre (km)	Indice compacité KG (-)	Longueur Lb (km)	Largeur L (Km)
Koudiate Acerdoune	2786,73	320,95	1.702	113.74	46.7

II.4. Détermination de la pente du bassin versant

II.4.1. Pente moyenne

La pente constitue l'un des paramètres topographiques les plus importants dans l'étude hydrologique d'un bassin versant, car elle influence directement les processus de ruissellement, d'infiltration et de transfert des eaux vers l'exutoire. Elle contrôle la vitesse d'écoulement des eaux de surface ainsi que le temps nécessaire à leur acheminement vers le réseau hydrographique. De manière générale, les fortes pentes favorisent un ruissellement rapide et limitent l'infiltration, tandis que les faibles pentes permettent une meilleure infiltration des eaux dans le sol et ralentissent les écoulements superficiels.

Dans le bassin versant du barrage de Koudiat Acerdoune, l'analyse de la pente moyenne permet d'apprécier les conditions de circulation des eaux et de mieux comprendre la dynamique des apports alimentant la retenue. Ce paramètre revêt également une importance particulière dans le cadre de l'étude des pertes d'eau par évaporation, puisqu'il influence indirectement les volumes d'eau stockés dans le réservoir à travers les mécanismes de ruissellement et de recharge. En effet, les caractéristiques topographiques du bassin conditionnent les apports hydrologiques qui contribuent à compenser les pertes évaporatoires enregistrées à la surface de la retenue.

La pente moyenne du bassin versant est déterminée à partir de la relation suivante :

$$I_m = \frac{D_{max}}{L} \quad (II.4)$$

D_{max} : représente la différence entre les altitudes extrêmes du bassin versant.

La figure II.3 présente la répartition spatiale des pentes au sein du bassin versant du barrage de Koudiat Acerdoune.

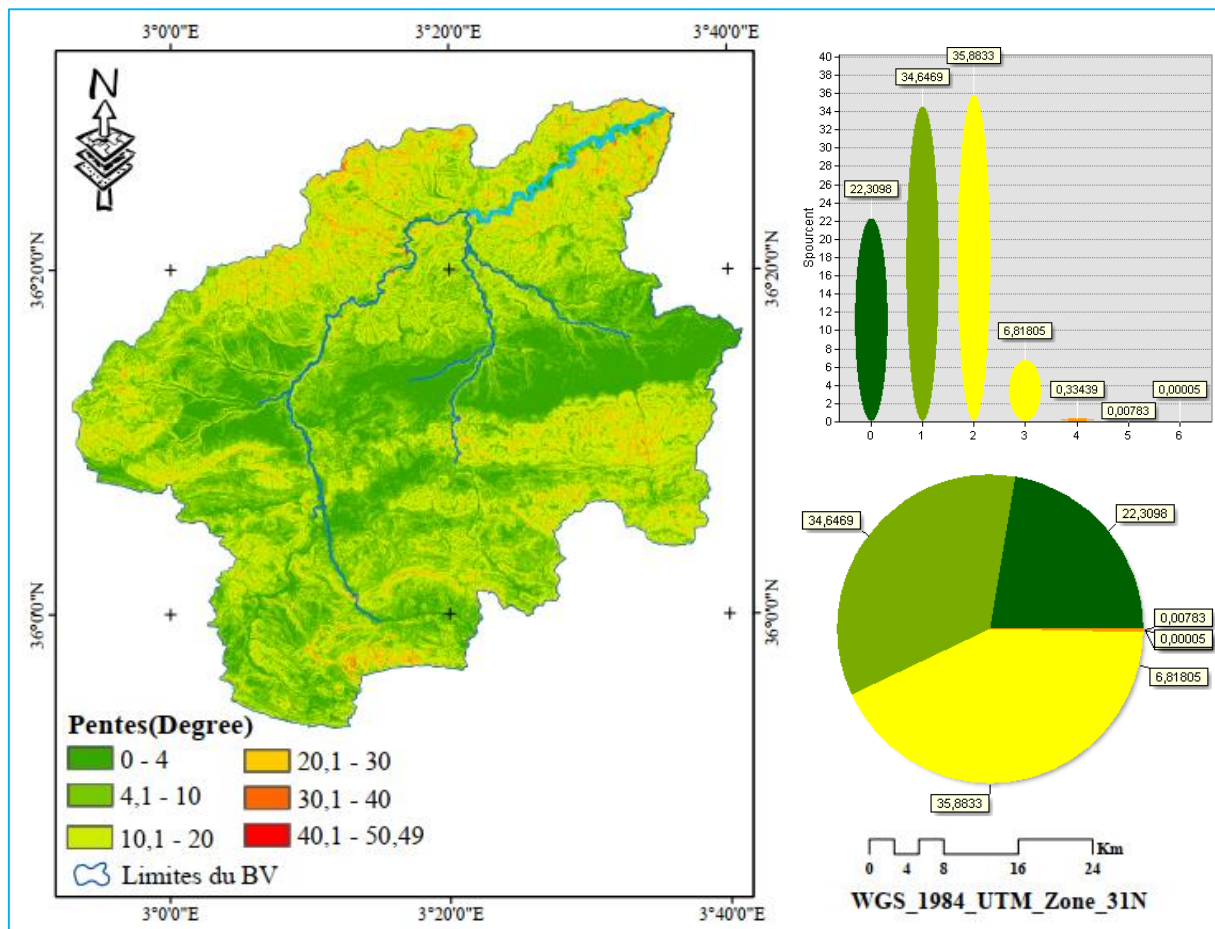


Figure II.3. Carte des pentes du bassin versant et répartition des classes de pente

La carte des pentes du bassin versant, établie en projection, révèle une topographie contrastée dominée par des reliefs modérément inclinés. L'analyse statistique associée restituée sous forme d'histogramme et de diagramme circulaire met en évidence que les pentes douces à modérées constituent l'essentiel du territoire : la classe 10,1–20° représente la fraction la plus importante avec 35,88 % de la superficie totale, suivie de près par la classe 4,1–10° avec 34,64 %, ce qui traduit un bassin versant majoritairement ondulé à collinéen. La classe 0–4° couvre 22,31 % du bassin, correspondant aux zones planes localisées principalement dans les fonds de vallées et le long du réseau hydrographique, matérialisé par les limites du BV (cours d'eau en bleu). Les pentes fortes à très fortes demeurent marginales : la classe 20,1–30° n'atteint que 6,82 %, tandis que les classes supérieures (30,1–40° et 40,1–50,49°) représentent des proportions négligeables, inférieures à 0,35 %, localisées vraisemblablement sur les versants les plus escarpés en bordure du bassin. Sur le plan hydrogéomorphologique, cette distribution des pentes suggère une

dynamique érosive modérée sur la majeure partie du bassin, avec un ruissellement de surface potentiellement actif dans les zones à déclivité intermédiaire (10–20°), tout en indiquant des conditions favorables à l'infiltration et à la recharge des nappes dans les secteurs plats et sub-plats. La prédominance des pentes faibles à moyennes confère à ce bassin une certaine vulnérabilité aux inondations dans ses parties aval, tout en limitant les risques de ravinement intense aux seules marges topographiques les plus accidentées.

II.4.2. Indice de pente global (Ig)

L'indice global de pente (Ig) est un indicateur morphométrique largement utilisé pour évaluer l'influence du relief sur le fonctionnement hydrologique d'un bassin versant. Il permet de caractériser de manière synthétique les variations altitudinales du terrain et de quantifier le degré de déclivité du bassin. Ce paramètre joue un rôle important dans l'analyse des processus de ruissellement, de transfert des écoulements et de concentration des eaux vers l'exutoire.

La détermination de l'indice global de pente repose sur l'exploitation de la courbe hypsométrique, qui décrit la répartition de la superficie du bassin en fonction de l'altitude. Cette courbe traduit la distribution des différentes classes altimétriques et fournit une représentation globale de la structure topographique du bassin versant. Son analyse permet d'identifier les altitudes caractéristiques correspondant à différents pourcentages de la surface cumulée et d'apprécier ainsi l'organisation du relief.

Dans le cadre de l'étude du bassin versant du barrage de Koudiat Acedoune, l'indice global de pente revêt une importance particulière, car il permet de mieux comprendre les mécanismes de génération et de transfert des apports vers la retenue. Les caractéristiques du relief influencent en effet la vitesse des écoulements, les capacités d'infiltration et les volumes d'eau susceptibles d'alimenter le barrage. Ces apports constituent un élément essentiel du bilan hydrique du réservoir et interviennent directement dans la compensation des pertes d'eau par évaporation. Ainsi, l'analyse de l'indice global de pente contribue à une meilleure compréhension des interactions entre la topographie du bassin versant, les ressources en eau disponibles et les processus évaporatoires affectant la retenue.

Selon Riad (2003), l'indice global de pente est défini comme le rapport entre la différence d'altitude comprise entre les niveaux H5 % et H95 % correspondant respectivement aux

altitudes au-dessus desquelles se situent 5 % et 95 % de la superficie cumulée du bassin et la longueur du rectangle équivalent (Lb). Cet indice est exprimé par la relation suivante :

$$I_g = \frac{H_{5\%} - H_{95\%}}{L_b} \quad (II.5)$$

Où :

Ig : indice global de pente ;

H5 % : altitude correspondant à 5 % de la superficie cumulée ;

H95 % : altitude correspondant à 95 % de la superficie cumulée ;

Lb : longueur du rectangle équivalent.

Cette pente est utilisée pour caractériser le relief des bassins versants et a conduit à une première classification de l'ORSTOM représentée par (Tableau II.2).

Tableau II.2. Classification d'ORSTOM selon la pente globale

Classe	Type de relief	Valeur d'Ig
1	Très faible	IG < 0,002
2	Faible	0,002 < IG < 0,005
3	Assez faible	0,005 < IG < 0,01
4	Modéré	0,01 < IG < 0,02
5	Assez fort	0,02 < IG < 0,05
6	Fort	0,05 < IG < 0,1
7	Très fort	0,1 < IG

La carte hypsométrique du bassin versant est représentée sur la figure II. 4.

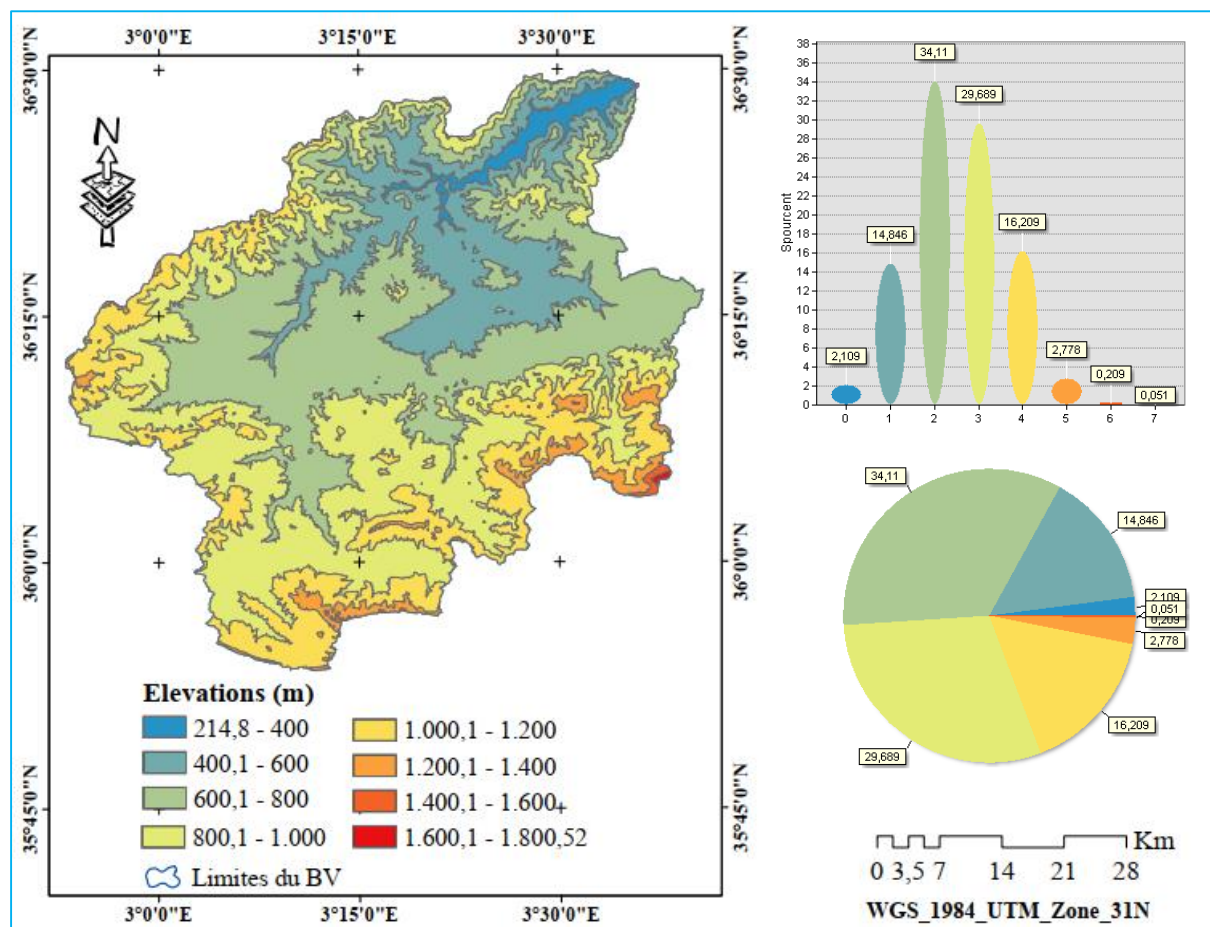


Figure II.4. Carte hypsométrique du bassin versant et distribution statistique des classes d'élévation

La carte hypsométrique du bassin versant, réalisée en projection WGS 1984 UTM Zone 31N, illustre une organisation altitudinale structurée en étages bien différenciés, révélant un relief à dominante moyenne avec des extensions vers des altitudes plus élevées en périphérie. L'analyse statistique couplée — traduite par l'histogramme et le diagramme circulaire montre que le bassin est très largement dominé par les classes d'élévation intermédiaires : la tranche 800,1–1 000 m constitue la fraction la plus étendue avec 34,11 % de la superficie totale, suivie de la classe 1 000,1–1 200 m représentant 29,69 %, ce qui témoigne d'un bassin versant majoritairement encadré dans l'étage submontagnard à montagnard. La classe 600,1–800 m couvre 16,21 % du territoire, tandis que la tranche 400,1–600 m occupe 14,85 %, correspondant aux secteurs de piedmont et aux zones de transition vers les fonds de vallées. Les classes extrêmes demeurent

très minoritaires : les altitudes basses (214,8–400 m) ne représentent que 2,11 % du bassin, localisées essentiellement dans les talwegs et les zones déprimées centrales, tandis que les tranches élevées à très élevées (1 200–1 400 m, 1 400–1 600 m et 1 600–1 800,52 m) ne totalisent ensemble que 3,04 %, concentrées sur les sommets et crêtes périphériques du bassin. Sur le plan hydrogéomorphologique, cet étagement altitudinal confirme un bassin versant à relief modéré à vigoureux, favorable à une dynamique de ruissellement soutenue depuis les versants montagnards vers les zones aval, avec des implications importantes sur les régimes hydrologiques saisonniers, la recharge des nappes souterraines et la distribution spatiale de la végétation et des précipitations orographiques.

La courbe hypsométrique du bassin versant est représentée sur la figure II.5.

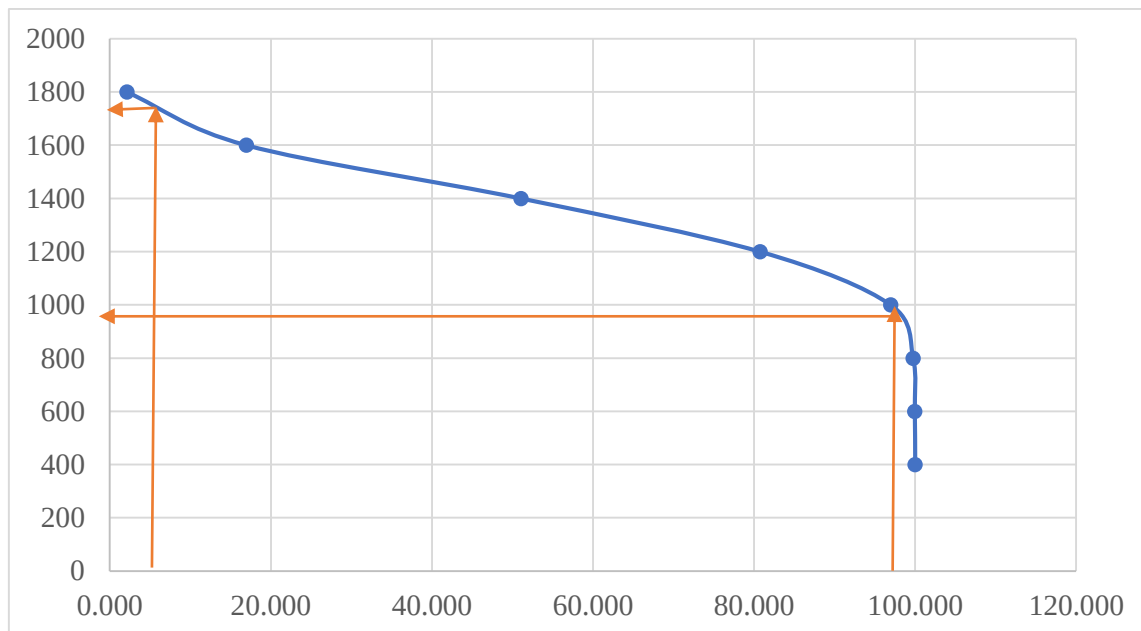


Figure II.5. Courbe hypsométrique du bassin versant

La courbe hypsométrique du bassin versant présente une forme concave, caractéristique d'un bassin versant à stade d'évolution morphologique mature, où les processus d'érosion sont bien avancés et le relief relativement équilibré. La courbe s'étend depuis une altitude maximale d'environ 1 801,52 m jusqu'à une altitude minimale avoisinant 224,94 m, traduisant un dénivelé total important de l'ordre de 1 400 m, ce qui confirme le caractère montagnard à sub-montagnard du bassin. L'analyse des repères graphiques matérialisés par les flèches oranges permet d'identifier deux paramètres hypsométriques fondamentaux : l'altitude médiane (H95%), correspondant à 95 % de la superficie drainée, se situe aux alentours de 1 100 m, indiquant que

la moitié de la surface du bassin se trouve au-dessus de ce seuil altitudinal ; tandis que l'altitude caractéristique haute (H5%), correspondant aux 5 % des surfaces les plus élevées, est estimée à environ 1 680 m.

II.4.3. Dénivelée spécifique (Ds)

La dénivelée spécifique (Ds) est un paramètre morphométrique permettant de caractériser l'importance du relief d'un bassin versant en tenant compte à la fois de sa pente globale et de sa superficie. Elle fournit une mesure synthétique de l'énergie du relief et constitue un indicateur pertinent pour l'évaluation du comportement hydrologique du bassin. En effet, ce paramètre renseigne sur l'aptitude du terrain à générer des écoulements plus ou moins rapides et à influencer les processus de transfert de l'eau vers l'exutoire.

Des valeurs élevées de dénivelée spécifique traduisent généralement un relief accidenté et fortement disséqué, favorisant des vitesses d'écoulement importantes et une réponse hydrologique rapide lors des épisodes pluvieux. À l'inverse, des valeurs faibles sont caractéristiques de bassins à relief modéré, où les écoulements sont plus lents et les phénomènes d'infiltration davantage favorisés (Wilford et al., 2004).

Dans le bassin versant du barrage de Koudiat Acerdoune, la dénivelée spécifique permet d'apprécier l'influence du relief sur les apports hydrologiques alimentant la retenue. Ce paramètre présente également un intérêt dans le cadre de l'étude des pertes d'eau par évaporation, car les caractéristiques du relief conditionnent indirectement les volumes d'eau disponibles dans le réservoir. En influençant la rapidité et l'intensité des écoulements vers le barrage, la dénivelée spécifique participe à la dynamique de recharge de la retenue et, par conséquent, à l'équilibre entre les apports entrants et les pertes d'eau dues à l'évaporation. Son analyse contribue ainsi à une meilleure compréhension du bilan hydrique du système étudié.

La dénivelée spécifique est calculée à partir de l'indice global de pente et de la superficie du bassin versant selon la relation suivante :

$$Ds = I_g \sqrt{S} \quad (II.6)$$

Où :

- Ds : dénivelée spécifique (m) ;
- I_g : indice global de pente (m/km) ;
- S : superficie du bassin versant (km²).

La valeur de la dénivelée spécifique peut également être utilisée pour appliquer la classification de l'ORSTOM, qui permet de distinguer différentes catégories de relief en fonction de leurs caractéristiques topographiques. Cette classification fournit des indications précieuses sur le degré de disséction du terrain et sur le comportement hydrologique potentiel du bassin versant. Le tableau II.3 présente les différentes classes de relief définies selon cette approche.

tableau II.3 présente les différentes classes de relief définies selon cette approche

Type de relief	Valeur de DS
Très faible	$DS < 10$
Faible	$10 < DS < 25$
Assez faible	$25 < DS < 50$
Modéré	$50 < DS < 100$
Assez fort	$100 < DS < 250$
Fort	$250 < DS < 500$
Très fort	$500 < DS$

Les principaux paramètres caractérisant le relief du bassin versant du barrage de Koudiat Acerdoune sont regroupés dans le tableau II.4. Ces indicateurs morphométriques permettent d'évaluer les particularités topographiques du bassin et d'apprécier leur influence sur les processus hydrologiques, notamment le ruissellement, l'infiltration et le transfert des eaux vers la retenue. Leur analyse fournit également des informations utiles pour la compréhension du bilan hydrique du barrage et de la dynamique des apports qui contribuent à compenser les pertes d'eau par évaporation.

Tableau II.4. Paramètres du relief du bassin versant du barrage de Koudiat Acerdoune.

Bassin versant	Hmax (m)	Hmin (m)	Hmoy (m)	Hmédian (m)	Pmoy (m/km)	Ig (m/km)	Ds (m)
Koudiate Acerdoune	1 801,52	224,94	1013.23	1400	11.52	4.12	217.5

II.5. Temps de concentration (Tc)

Le temps de concentration (Tc) correspond à la durée nécessaire pour qu'une goutte d'eau tombée au point hydrologiquement le plus éloigné du bassin versant atteigne l'exutoire. Il représente le temps maximal de propagation des écoulements à travers le bassin et constitue un paramètre fondamental pour l'analyse de sa réponse hydrologique. Ce paramètre permet d'évaluer la rapidité avec laquelle le bassin réagit à un épisode pluvieux et joue un rôle important dans la formation des hydrogrammes de crue ainsi que dans l'estimation des débits de pointe (Grimaldi et al., 2012).

Dans le bassin versant du barrage de Koudiat Acerdoune, le temps de concentration fournit des informations précieuses sur la dynamique des apports alimentant la retenue. Il permet notamment d'apprécier la vitesse de transfert des eaux de ruissellement depuis les différentes parties du bassin vers l'exutoire. Dans le cadre de cette étude portant sur la modélisation et la prévision des pertes d'eau par évaporation, ce paramètre présente un intérêt particulier, car il influence la temporalité des apports au barrage. En effet, les volumes d'eau acheminés vers la retenue constituent la principale source de compensation des pertes évaporatoires. La connaissance du temps de concentration contribue ainsi à une meilleure compréhension des mécanismes de recharge du réservoir et de l'équilibre entre les entrées d'eau et les pertes dues à l'évaporation.

Le temps de concentration est estimé à l'aide de la formule empirique de Giandotti :

$$T_c = \frac{4\sqrt{A}(+1.54*L_p)}{0.8\sqrt{H_{moy}-H_{min}}} \quad (II.5)$$

Avec :

L_p : Longueur du cours d'eau principal (Km) (L_p=136.8km)

A : La superficie du bassin versant (Km²)

H_{moy} : Altitude moyenne du bassin versant (m NGA)

H_{min} : Altitude minimale du bassin versant (m NGA).

Dans notre cas, Tc=17.59 h.

II.6. Occupation du sol

L'occupation du sol constitue un élément fondamental dans l'analyse du fonctionnement hydrologique d'un bassin versant, puisqu'elle contrôle en grande partie les interactions entre les précipitations, le sol et la couverture végétale. La nature et la répartition des différentes classes d'occupation du sol influencent directement les processus d'infiltration,

d'évapotranspiration, de ruissellement et de stockage de l'eau. Par conséquent, elles jouent un rôle déterminant dans la quantité et la dynamique des apports hydriques alimentant les retenues de barrage.

Dans le bassin versant du barrage de Koudiat Acerdoune, l'étude de l'occupation du sol permet d'identifier les facteurs susceptibles d'affecter les ressources en eau disponibles et les mécanismes de recharge de la retenue. Les surfaces forestières et les zones à couverture végétale dense favorisent généralement l'infiltration et augmentent les pertes par évapotranspiration, tandis que les terres agricoles, les zones urbanisées ou les sols nus tendent à modifier les conditions de ruissellement et les volumes d'eau transférés vers le réseau hydrographique. Ainsi, la répartition spatiale des différentes occupations du sol influence non seulement les apports au barrage, mais également le bilan hydrique global du bassin.

Dans le cadre de cette étude consacrée à la modélisation et à la prévision des pertes d'eau par évaporation, l'analyse de l'occupation du sol revêt une importance particulière. En effet, la couverture du bassin conditionne les échanges d'eau entre le sol, la végétation et l'atmosphère, et influence indirectement les volumes d'eau disponibles dans la retenue. Une meilleure connaissance de l'occupation du sol permet donc de mieux interpréter les variations des pertes évaporatoires ainsi que les mécanismes hydrologiques qui contribuent à leur compensation.

La cartographie de l'occupation du sol du bassin versant a été réalisée à partir d'une classification supervisée basée sur les images satellitaires Sentinel-2, offrant une résolution spatiale de 10 m. Les compositions colorées RVB ont été générées à partir des bandes spectrales 2 (bleu), 3 (vert) et 4 (rouge). Les échantillons d'apprentissage ont été définis à l'aide du module **Semi-Automatic Classification Plugin (SCP)** intégré au logiciel QGIS, en procédant à la numérisation manuelle de polygones représentatifs des différentes classes d'occupation du sol identifiées dans la zone d'étude. Cette démarche a permis d'établir la carte d'occupation du sol présentée à la figure II.6.

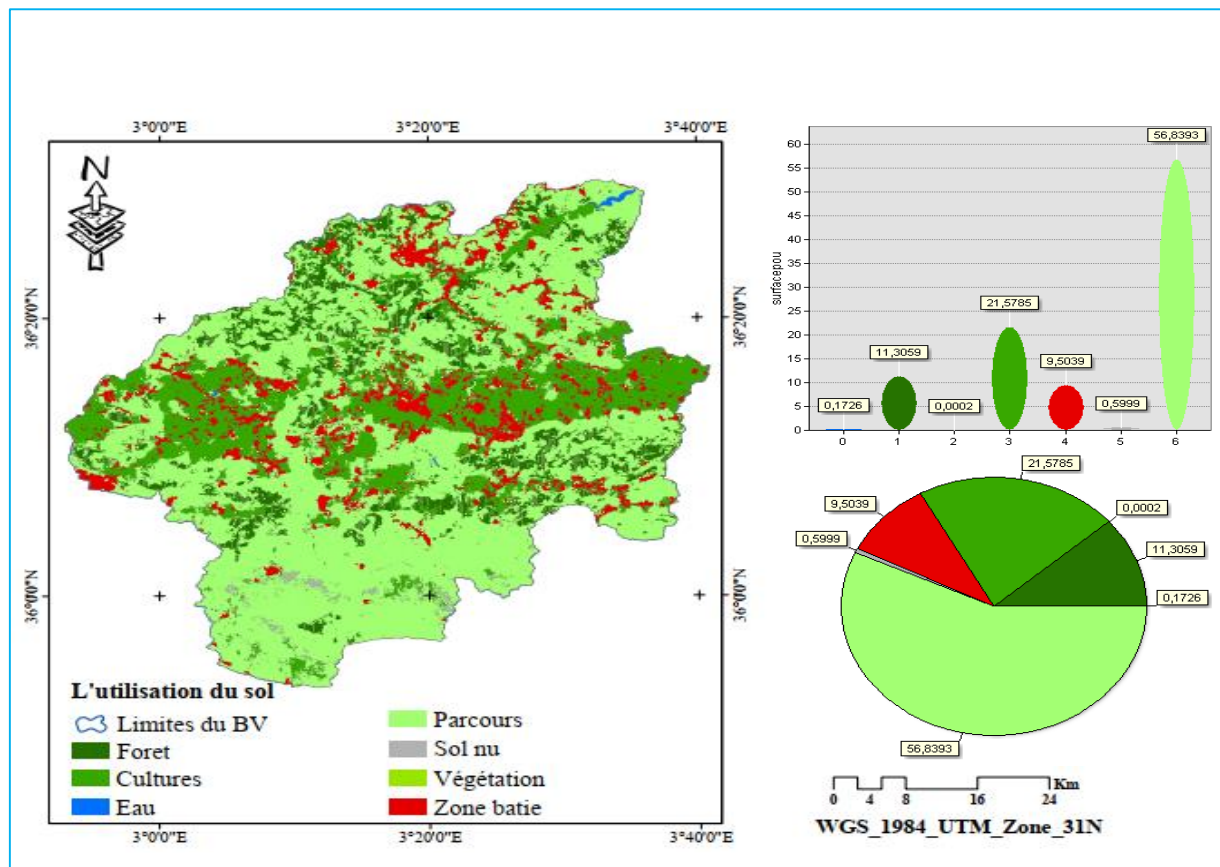


Figure II.6. Occupation du sol du bassin versant et distribution statistique des classes d'occupation.

La carte d'utilisation du sol du bassin versant, établie en projection WGS 1984 UTM Zone 31N, offre une vision exhaustive de la répartition spatiale des différentes classes d'occupation du territoire, confirmée et quantifiée par les représentations statistiques associées (histogramme et diagramme circulaire). La lecture croisée de ces trois supports révèle une occupation du sol nettement dominée par les parcours (espaces naturels utilisés principalement pour le pâturage extensif du bétail), qui couvrent à eux seuls 56,84 % de la superficie totale du bassin, traduisant une vocation pastorale et agropastorale prépondérante sur l'ensemble du territoire. Cette classe, distribuée de manière quasi continue sur la majeure partie du bassin, correspond à des espaces ouverts à couverture végétale herbacée ou arbustive clairsemée, particulièrement sensibles au ruissellement diffus et à l'érosion hydrique en l'absence d'une couverture végétale dense et protectrice. La végétation naturelle constitue la deuxième classe en importance avec 21,58 %,

localisée principalement dans les secteurs à relief plus marqué, jouant un rôle tampon non négligeable dans la régulation des écoulements et la protection des sols. Les cultures occupent 11,31 % du bassin, concentrées préférentiellement dans les zones de fonds de vallées et sur les replats topographiques où les conditions édaphiques et hydriques sont plus favorables à l'activité agricole. La forêt couvre 9,50 % du territoire, répartie en îlots discontinus, ce qui limite considérablement son efficacité hydrologique en termes d'interception des précipitations et de régulation des débits. Les zones bâties représentent 0,60 % de la superficie, témoignant d'une urbanisation encore modeste mais dont l'imperméabilisation des sols associée peut générer des effets locaux significatifs sur le ruissellement et les pics de crue. Enfin, les classes sol nu et eau demeurent marginales avec des proportions respectives de 0,17 % et 0,0002 %, cette dernière reflétant la quasi-absence de plans d'eau permanents au sein du bassin. Sur le plan hydrogéomorphologique, la prédominance des parcours et la faible couverture forestière confèrent à ce bassin une vulnérabilité érosive et hydrologique élevée, favorisant des coefficients de ruissellement importants, une recharge limitée des nappes et une réponse hydrologique rapide aux épisodes pluvieux intenses, avec des risques accrus de crues soudaines et de transport solide.

II.7. Conclusion

L'analyse des caractéristiques physiques, morphométriques et hydrologiques du bassin versant du barrage de Koudiat Acerdoune a permis de mettre en évidence les principaux facteurs naturels qui conditionnent son fonctionnement hydrologique et influencent la disponibilité des ressources en eau. L'étude de la géométrie du bassin, de sa forme à travers l'indice de Gravelius, de ses caractéristiques topographiques telles que la pente moyenne, l'indice global de pente et la dénivelée spécifique, ainsi que de son réseau hydrographique, a permis de mieux comprendre les mécanismes de génération, de transfert et de concentration des écoulements vers la retenue. Les résultats obtenus montrent que le bassin versant présente un relief relativement marqué, caractérisé par une prédominance des altitudes intermédiaires et des pentes faibles à modérées, favorisant à la fois les phénomènes de ruissellement et les processus d'infiltration selon les secteurs. L'analyse de l'occupation du sol a également révélé une forte dominance des parcours et des formations végétales naturelles, qui jouent un rôle important dans la régulation des écoulements et dans les échanges hydriques entre le sol, la végétation et l'atmosphère.

L'ensemble de ces paramètres intervient directement ou indirectement dans le bilan hydrique du barrage. En effet, les caractéristiques morphométriques, topographiques et de couverture du sol contrôlent les volumes d'eau apportés à la retenue, lesquels constituent le principal mécanisme de compensation des pertes enregistrées par évaporation. Ainsi, la connaissance approfondie de la zone d'étude permet non seulement de mieux interpréter la dynamique hydrologique du bassin versant, mais également de fournir les bases scientifiques nécessaires à l'élaboration de modèles fiables de prévision des pertes d'eau par évaporation.

Les informations présentées dans ce chapitre constituent donc un cadre de référence indispensable pour l'analyse des données hydroclimatiques et le développement des modèles d'apprentissage automatique qui seront abordés dans les chapitres suivants .

CHAPITRE III

ANALYSE STATISTIQUE

DES DONNÉES

III.1. Introduction

L'analyse prédictive de l'évaporation au niveau des retenues de barrages, particulièrement pour le barrage de Koudiat Acerdoune, repose fondamentalement sur la qualité et la structure hydro-climatologique des données d'entrée. Avant d'introduire ces variables dans des techniques d'apprentissage automatique, une caractérisation statistique rigoureuse s'avère indispensable. Ce chapitre est dédié à l'exploration approfondie de la base de données hydro-climatiques s'étalant sur une période de 2192 jours (2015-2020). Nous aborderons successivement l'analyse descriptive des variables, l'évaluation de leur normalité, l'identification des structures de dépendance linéaires et non linéaires, l'extraction des composantes saisonnières et des valeurs extrêmes, pour enfin valider la stationnarité de la série et formaliser la séparation des données en sous-ensembles d'apprentissage et de test.

III.2. Description et exploration des données

Cette étape permet d'examiner les propriétés intrinsèques des séries chronologiques journalières extraites pour le bassin versant. Les indicateurs calculés incluent les mesures de tendance centrale (moyenne, médiane) et de dispersion (variance, écart-type, l'amplitude via le minimum et le maximum). Les résultats sont synthétisés dans le tableau III.1.

Tableau III.1. Statistiques descriptives des variables utilisées pour la modélisation

	Echant	Moyenne	écart-type	min	25%	50%	75%	max	variance
EV	2192	4,00	2,56	0,50	1,90	3,30	5,80	12,00	6,55
Tmax	2192	23,92	8,92	4,44	16,62	22,81	31,19	43,51	79,59
Tmin	2192	11,69	6,60	-1,65	6,05	10,90	17,22	27,84	43,59
H	2192	65,67	16,27	20,38	54,44	67,59	78,69	96,62	264,68
V	2192	2,06	0,78	0,72	1,54	1,89	2,39	6,41	0,62

Le tableau III.1 des statistiques descriptives met en évidence les principales caractéristiques des variables utilisées pour la modélisation de l'évaporation. Les données couvrent un total de 2192 observations, ce qui constitue un échantillon suffisamment représentatif pour l'élaboration et la validation des modèles prédictifs. L'évaporation (EV), variable cible de l'étude, présente une moyenne de 4,00 mm/j avec un écart-type de 2,56 mm/j, traduisant une variabilité relativement importante des pertes d'eau par évaporation au cours de la période étudiée. Les valeurs

observées s'étendent de 0,50 à 12,00 mm/j, ce qui reflète une large gamme de conditions climatiques. La proximité entre la médiane (3,30 mm/j) et le troisième quartile (5,80 mm/j) indique que la majorité des observations se concentre dans des valeurs faibles à modérées, tandis que les valeurs élevées correspondent à des épisodes d'évaporation intense.

Les variables météorologiques explicatives présentent également une variabilité significative. La température maximale (T_{max}) affiche une moyenne de 23,92 °C et varie entre 4,44 °C et 43,51 °C, avec une variance élevée de 79,59, témoignant de fortes fluctuations saisonnières. De même, la température minimale (T_{min}) possède une moyenne de 11,69 °C et s'étend de -1,65 °C à 27,84 °C, ce qui traduit l'existence de conditions climatiques contrastées entre les périodes froides et chaudes. L'humidité relative (H) présente une moyenne de 65,67 % et une variance importante de 264,68, indiquant des variations marquées de l'état hygrométrique de l'atmosphère. Les valeurs observées, comprises entre 20,38 % et 96,62 %, confirment la diversité des conditions atmosphériques influençant directement le processus évaporatoire. Quant à la vitesse du vent (V), elle affiche une moyenne de 2,06 m/s avec un écart-type de 0,78 m/s et une plage allant de 0,72 à 6,41 m/s, suggérant une variabilité modérée mais suffisante pour contribuer au transport de vapeur d'eau à la surface du réservoir.

Dans l'ensemble, ces statistiques descriptives montrent que les variables d'entrée couvrent un large éventail de conditions météorologiques et hydrologiques, ce qui est favorable au développement de modèles d'apprentissage automatique robustes et généralisables. La diversité des valeurs observées permet aux modèles de capturer efficacement les relations non linéaires entre les facteurs climatiques et l'évaporation, tout en assurant une meilleure capacité de prédiction dans différentes situations environnementales.

III.3. Analyse de la distribution et normalité

L'analyse de la distribution et de la normalité des données (figure III.1) constitue une étape importante avant la mise en œuvre des modèles d'apprentissage automatique. Elle permet d'examiner le comportement statistique des variables, d'identifier les éventuelles asymétries, valeurs extrêmes ou anomalies susceptibles d'influencer les performances des modèles. Cette analyse fournit également des informations utiles pour le choix des techniques de prétraitement, telles que la normalisation ou la transformation des données. Bien que les méthodes d'apprentissage automatique soient généralement moins dépendantes de l'hypothèse de normalité que les approches statistiques traditionnelles, la compréhension de la distribution des

variables contribue à améliorer la qualité des données d'entrée, la robustesse des modèles et la précision des prévisions de l'évaporation.

La figure III.1 représente la distribution et l'estimation par noyau (KDE, Kernel Density Estimation) des variables climatiques.

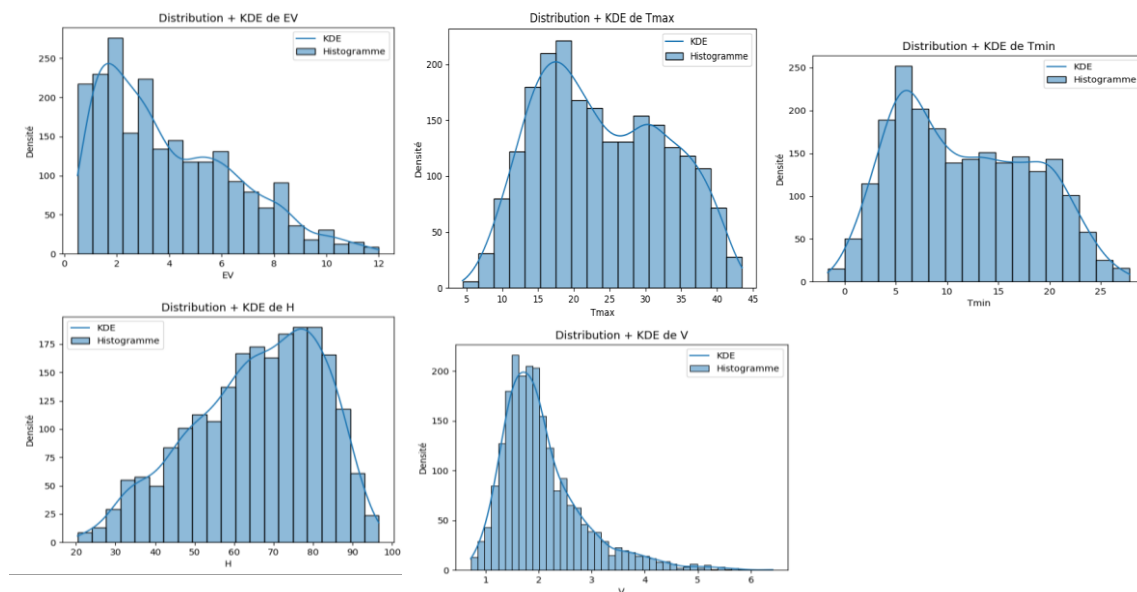


Figure III.1. Distribution empirique et estimation par noyau (KDE) des variables climatiques (EV, Tmax, Tmin, H et V).

L'analyse de la figure III.1 révèle que les cinq variables climatiques étudiées présentent des comportements distributionnels distincts et globalement non gaussiens. La variable EV (évaporation), qui constitue la variable cible, affiche une distribution fortement asymétrique à droite avec un mode prononcé autour de 1,5–2 mm/jour et une queue s'étirant jusqu'à 12 mm, caractéristique d'une loi log-normale ou gamma traduisant la présence d'épisodes d'évaporation intense. De manière analogue, la vitesse du vent (V) présente une asymétrie positive marquée, avec une concentration des valeurs autour de 1,5–2 m/s et une queue étendue vers 6–7 m/s, typique d'une distribution de type Weibull, ce qui justifie l'application d'une transformation logarithmique ou par racine carrée pour ces deux variables. La température maximale (Tmax) se distingue par une structure bimodale avec deux pics distincts situés respectivement autour de 15–18°C et 28–32°C, reflétant une saisonnalité thermique marquée entre saison froide et saison chaude, et suggérant l'intérêt d'une stratification saisonnière dans la modélisation. La température minimale (Tmin) présente quant à elle une distribution plus étalée et légèrement

asymétrique à droite, de nature quasi-uniforme sur certains intervalles, nécessitant une normalisation adaptée. L'humidité relative (H) est la variable la plus proche d'une distribution unimodale symétrique, avec une concentration des valeurs entre 65 et 85%, bien qu'une asymétrie négative modérée et des valeurs basses isolées constituent des outliers potentiels. Au regard de l'ensemble de ces observations, aucune des variables ne satisfait pleinement l'hypothèse de normalité, ce qui confirme la pertinence du recours aux méthodes d'apprentissage automatique non-paramétriques, naturellement robustes à ces écarts distributionnels, tout en soulignant la nécessité d'un prétraitement rigoureux incluant des transformations adaptées et une gestion appropriée des valeurs extrêmes afin d'optimiser la qualité des données d'entrée et la précision des prévisions de l'évaporation.

La normalité des données a été évaluée à l'aide du test de Shapiro–Wilk, qui constitue l'une des méthodes les plus puissantes et les plus largement utilisées pour vérifier si un échantillon provient d'une population suivant une distribution normale. Développé par Shapiro et Wilk (1965), ce test repose sur la comparaison entre les valeurs observées et les valeurs théoriques attendues d'une distribution normale. L'hypothèse nulle (H_0) stipule que les données sont normalement distribuées, tandis que l'hypothèse alternative (H_1) suppose le contraire. La statistique du test est calculée à partir de l'expression suivante :

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i x_{(i)})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (\text{II.1})$$

Où $x_{(i)}$ représente les observations classées par ordre croissant, $\bar{x}$ est la moyenne de l'échantillon, n est la taille de l'échantillon et a_i sont des coefficients calculés à partir des espérances et de la matrice de covariance des statistiques d'ordre d'une loi normale standard. La valeur de W varie entre 0 et 1 ; plus elle est proche de 1, plus les données sont compatibles avec une distribution normale. La décision est ensuite prise à partir de la p -valeur associée : lorsque $p > 0,05$, l'hypothèse de normalité est acceptée, tandis que $p \leq 0,05$ indique un écart significatif par rapport à la normalité. Par ailleurs, Razali et Wah (2011) ont montré, à travers une étude comparative avec les tests de Kolmogorov–Smirnov, Lilliefors et Anderson–Darling, que le test de Shapiro–Wilk possède généralement une puissance statistique supérieure pour détecter les écarts à la normalité. Pour cette raison, il a été retenu dans cette étude afin d'évaluer la distribution des variables météorologiques et de l'évaporation avant l'application des modèles d'apprentissage automatique. Dans le cadre de cette étude, le test de Shapiro–Wilk a été utilisé afin d'évaluer la distribution des variables météorologiques et de l'évaporation avant

l'application des techniques d'apprentissage automatique, permettant ainsi de mieux caractériser les données et de vérifier leur qualité statistique avant la phase de modélisation. Les résultats sont représentés dans le tableau III.2.

Tableau III.2 : Résultats du test de normalité de Shapiro-Wilk

Variable	p_value	Normalité
EV	$1,40077 \cdot 10^{-31}$	Non normale
Tmax	$2,733910^{-21}$	Non normale
Tmin	$6,7091910^{-23}$	Non normale
H	$9,5587710^{-21}$	Non normale
V	$4,8861510^{-37}$	Non normale

Les résultats du test de normalité de Shapiro–Wilk présentés dans le Tableau III.2 indiquent clairement que l'ensemble des variables étudiées ne suit pas une distribution normale. En effet, les p-values obtenues pour l'évaporation (EV), la température maximale (Tmax), la température minimale (Tmin), l'humidité relative (H) et la vitesse du vent (V) sont toutes largement inférieures au seuil de signification de 0,05, avec des ordres de grandeur extrêmement faibles (de l'ordre de 10^{-21} à 10^{-37}). Cela conduit systématiquement au rejet de l'hypothèse nulle de normalité pour toutes les variables considérées. L'évaporation (EV), variable cible de l'étude, présente une distribution non normale, ce qui reflète la nature fortement variable et influencée par les conditions climatiques du phénomène étudié. De même, les variables explicatives (Tmax, Tmin, H et V) montrent des distributions non gaussiennes, traduisant l'existence de fluctuations saisonnières, de valeurs extrêmes et de comportements asymétriques caractéristiques des données météorologiques. Ces résultats confirment que les données utilisées dans cette étude présentent une structure statistique complexe, justifiant ainsi le recours à des modèles d'apprentissage automatique capables de capturer des relations non linéaires sans hypothèse de normalité, ce qui renforce la pertinence de l'approche adoptée pour la prévision de l'évaporation.

III.4. Analyse de corrélation globale

Afin d'identifier et de quantifier la force des liaisons linéaires directes liant l'évaporation aux facteurs environnementaux explicatifs, nous avons dressé la matrice de corrélation de Pearson représenté sur la figure III.2 et le tableau III.3.

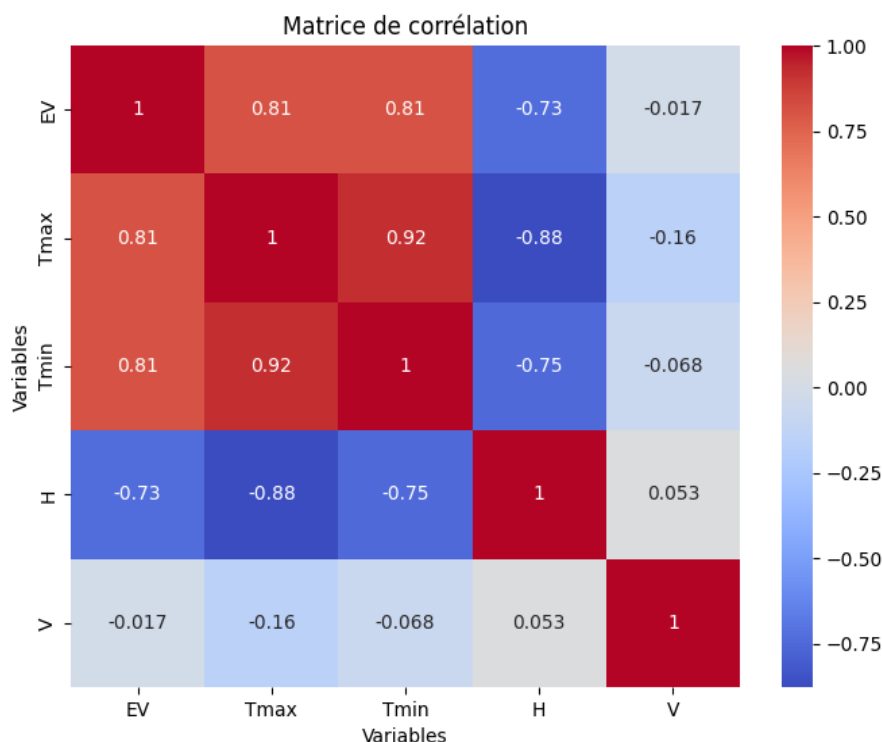


Figure III.2. Matrice de corrélation de Pearson entre les variables climatiques (EV, Tmax, Tmin, H et V).

Tableau III.3. Matrice de corrélation de Pearson entre les variables hydro-climatiques

Variable	EV	Tmax	Tmin	H	V
EV	1.0000	0.8108	0.8131	-0.7321	-0.0170
Tmax	0.8108	1.0000	0.9226	-0.8762	-0.1575
Tmin	0.8131	0.9226	1.0000	-0.7455	-0.0678
H	-0.7321	-0.8762	-0.7455	1.0000	0.0530
V	-0.0170	-0.1575	-0.0678	0.0530	1.0000

La matrice de corrélation présentée dans la figure III.2 et le tableau III.3 illustre les relations linéaires entre les cinq variables climatiques étudiées, à savoir l'évaporation (EV), la température maximale (Tmax), la température minimale (Tmin), l'humidité relative (H) et la vitesse du vent (V), à travers les coefficients de corrélation de Pearson dont les valeurs varient entre -1 et +1. L'examen de cette matrice révèle en premier lieu que les deux variables thermiques Tmax et Tmin présentent une corrélation positive très forte entre elles ($r = 0,92$),

traduisant leur évolution conjointe et saisonnière, ce qui soulève une problématique de multicollinéarité susceptible d'affecter certains modèles paramétriques. En ce qui concerne la variable cible EV, elle entretient des corrélations positives fortes et symétriques avec Tmax ($r = 0,81$) et Tmin ($r = 0,81$), confirmant que les températures constituent les principaux moteurs de l'évaporation, dans la mesure où une augmentation thermique favorise directement l'évapotranspiration. À l'inverse, l'humidité relative (H) présente une corrélation négative forte avec EV ($r = -0,73$), avec Tmax ($r = -0,88$) et avec Tmin ($r = -0,75$), ce qui est physiquement cohérent puisqu'une atmosphère plus humide réduit le gradient de vapeur d'eau et freine ainsi le processus d'évaporation. En revanche, la vitesse du vent (V) affiche des corrélations quasi nulles avec l'ensemble des autres variables (r variant entre $-0,16$ et $0,053$), indiquant son indépendance linéaire vis-à-vis des autres prédicteurs, bien que son influence sur l'évaporation puisse être de nature non-linéaire et donc potentiellement capturable par les modèles d'apprentissage automatique. En conclusion, cette analyse met en évidence la prédominance des variables thermiques et hygrométriques dans l'explication de la variabilité de l'évaporation, tout en signalant la nécessité de traiter la multicollinéarité entre Tmax et Tmin, et souligne l'importance de recourir à des méthodes capables de capturer les relations non-linéaires, notamment pour la variable V dont la contribution linéaire apparaît négligeable.

III.5. Analyse des relations non linéaires

Bien que la corrélation de Pearson (Tableau III.3) fournisse une estimation globale des liaisons linéaires, elle reste insuffisante pour capturer la dynamique des rétroactions atmosphériques complexes. Pour pallier cette limite, une régression locale pondérée (LOWESS - Locally Weighted Scatterplot Smoothing) a été appliquée pour modéliser visuellement les trajectoires non linéaires entre chaque variable hydro-climatique explicative et l'évaporation (EV).

La méthode de régression locale LOESS (Locally Estimated Scatterplot Smoothing), également appelée LOWESS (Locally Weighted Scatterplot Smoothing), est une technique non paramétrique utilisée pour analyser et représenter les relations non linéaires entre variables. Elle a été introduite par Cleveland (1979) puis développée par Cleveland et Devlin (1988). Cette méthode constitue un outil important en analyse exploratoire des données, car elle permet de visualiser les tendances de forme fonctionnelle prédéfinie (linéaire ou polynomiale). LOESS repose sur l'ajustement de régressions locales effectuées sur des sous-ensembles de données proches de chaque point étudié, en attribuant un poids plus élevé aux observations les plus

proches. Ainsi, la courbe obtenue est une représentation lissée de la relation globale entre les variables. Mathématiquement, la valeur estimée $\hat{y}(x_0)$ est calculée comme une moyenne pondérée des observations voisines :

$$\hat{y}(x_0) = \sum_{i=1}^n w_i(x_0) y_i \quad (\text{III.2})$$

Où $w_i(x_0)$ représente les poids attribués aux observations en fonction de leur distance au point x_0 . Ces poids diminuent lorsque la distance augmente, ce qui permet de donner plus d'importance aux points proches et moins aux points éloignés.

Les coefficients de liaison correspondants sont représentés dans le tableau III.4 et sur la figure III.3.

Tableau III.4. Coefficients de corrélation de Pearson entre l'évaporation (EV) et les variables climatiques.

Variable	Corrélation
Tmax	0,811
Tmin	0,813
H	-0,732
V	-0,017

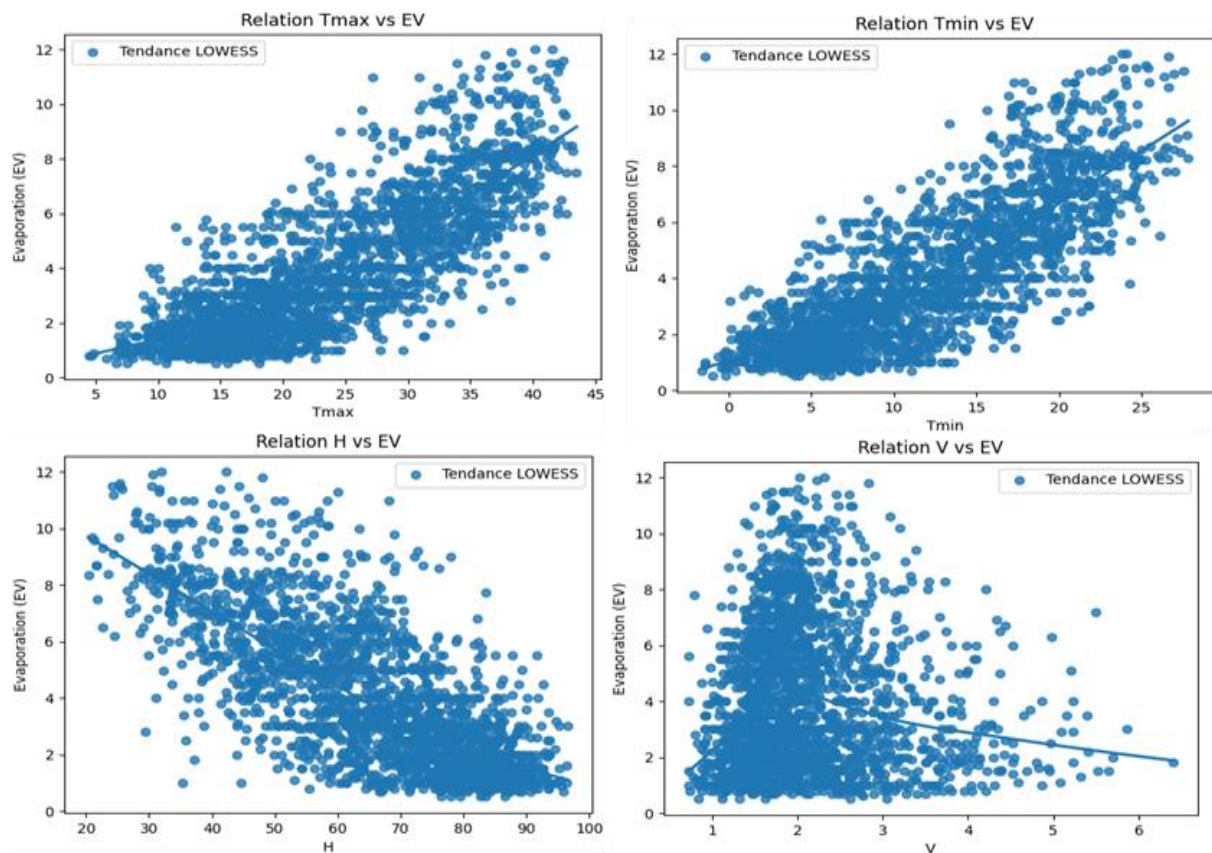


Figure III.3. Nuages de points et courbes de tendance LOWESS des relations entre l'évaporation (EV) et les variables climatiques (Tmax, Tmin, H et V).

La figure III.3 présente les nuages de points associés aux courbes de tendance LOWESS illustrant les relations entre l'évaporation (EV) et chacune des quatre variables climatiques explicatives, complétée par les coefficients de corrélation de Pearson du tableau III.1. L'examen conjoint de ces deux sources d'information permet de caractériser à la fois la force, la direction et la nature linéaire ou non-linéaire de chaque relation.

En ce qui concerne la relation Tmax vs EV ($r = 0,811$), la courbe LOWESS révèle une tendance positive progressive et relativement régulière sur l'ensemble de la plage de températures (5–45°C), confirmant qu'une augmentation de la température maximale entraîne une hausse quasi-monotone de l'évaporation. Néanmoins, une légère inflexion de la courbe est observable aux températures élevées (au-delà de 35°C), suggérant une saturation partielle de la réponse évaporative, probablement liée à des effets limitants d'autres facteurs comme l'humidité disponible. La dispersion importante du nuage de points autour de la tendance LOWESS

indique par ailleurs une variabilité résiduelle significative, traduisant l'influence conjointe d'autres variables non représentées dans ce graphe.

La relation T_{min} vs EV ($r = 0,813$) présente un profil très similaire à celui de T_{max} , avec une tendance LOWESS positive et quasi-linéaire sur la plage 0–27°C, ce qui est cohérent avec la forte corrélation entre T_{max} et T_{min} ($r = 0,92$) observée dans la matrice de corrélation. La dispersion du nuage de points reste toutefois importante, notamment pour les valeurs intermédiaires de T_{min} , reflétant la même variabilité multi-factorielle de l'évaporation.

S'agissant de la relation H vs EV ($r = -0,732$), la courbe LOWESS met en évidence une tendance décroissante nette, confirmant que l'augmentation de l'humidité relative freine l'évaporation en réduisant le gradient de pression de vapeur entre la surface et l'atmosphère. La relation apparaît globalement monotone décroissante, mais avec une dispersion très prononcée, particulièrement marquée pour les valeurs d'humidité intermédiaires (40–70%), ce qui suggère une interaction complexe entre H et les autres variables thermiques dans la détermination du taux d'évaporation. Les valeurs extrêmes d'EV observées pour de faibles niveaux d'humidité (~20–30%) confirment le rôle amplificateur d'une atmosphère sèche sur l'évaporation.

Enfin, la relation V vs EV ($r = -0,017$) est la plus singulière de l'ensemble : bien que le coefficient de corrélation linéaire soit quasi nul, la courbe LOWESS révèle une tendance légèrement décroissante pour les vitesses de vent supérieures à 2–3 m/s, ce qui pourrait paraître contre-intuitif au regard de la physique de l'évaporation où le vent joue habituellement un rôle advectif favorisant le transfert de vapeur d'eau. Cette observation suggère que la relation entre V et EV est fortement non-linéaire et masquée par une dispersion extrême, et que l'effet du vent sur l'évaporation dans ce contexte climatique est probablement conditionné par les interactions avec les autres variables, notamment la température et l'humidité, rendant sa contribution individuelle difficilement détectable par une analyse bivariée classique.

De manière générale, l'analyse conjointe des courbes LOWESS et des coefficients de corrélation confirme la prédominance des variables thermiques (T_{max} , T_{min}) et hygrométrique (H) comme déterminants principaux de l'évaporation, tout en mettant en lumière la présence de relations non-linéaires et d'interactions complexes entre variables que les seuls coefficients de corrélation linéaire ne permettent pas de capturer intégralement. Ces résultats renforcent ainsi la pertinence du recours aux modèles d'apprentissage automatique, capables de modéliser ces

relations complexes et non-linéaires de manière plus fidèle que les approches statistiques traditionnelles.

III.6. Analyse de tendance et saisonnalité

L'analyse de la tendance et de la saisonnalité constitue une étape fondamentale dans l'étude de la prévision de l'évaporation, car elle permet de comprendre la dynamique temporelle du phénomène avant l'application des modèles d'apprentissage automatique. L'identification des tendances met en évidence l'évolution générale de l'évaporation sur le long terme, tandis que l'analyse de la saisonnalité permet de détecter les variations cycliques liées aux changements climatiques annuels, tels que les périodes chaudes et froides. Cette étape exploratoire est essentielle pour mieux caractériser la structure des données et identifier les composantes temporelles dominantes susceptibles d'influencer la variable cible. Dans le cadre de la modélisation par intelligence artificielle, cette analyse préalable permet d'orienter le choix des variables, d'améliorer le prétraitement des données et de mieux adapter les modèles aux comportements réels du système hydrologique. Bien que les algorithmes d'apprentissage automatique soient capables de capturer des relations complexes, la compréhension des tendances et de la saisonnalité contribue à renforcer la robustesse, la stabilité et la précision des modèles de prévision de l'évaporation.

La série temporelle et la variabilité mensuelle de l'évaporation sont représentés sur la figure III.4.

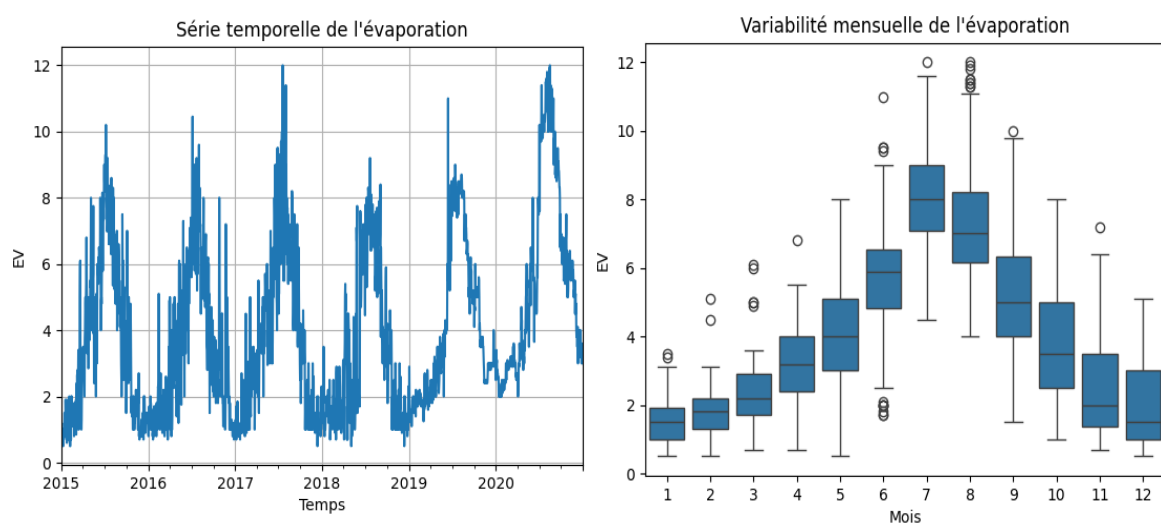


Figure III.4. Série temporelle journalière et variabilité mensuelle de l'évaporation (EV) représentée par des boîtes à moustaches

La figure III.4 illustre la dynamique temporelle de l'évaporation à travers deux représentations complémentaires couvrant la période 2015–2020. La série temporelle journalière met en évidence une structure cyclique annuelle régulière, alternant entre un minimum hivernal (~0,5–1 mm/jour) et des pics estivaux atteignant 11–12 mm/jour, sans tendance à long terme identifiable sur cette fenêtre temporelle. Une variabilité inter-annuelle modérée est néanmoins perceptible, avec des saisons estivales particulièrement intenses en 2017 et 2020. L'analyse de la variabilité mensuelle par les boîtes à moustaches confirme ce cycle saisonnier, avec des médianes progressant de 1,5–2 mm/jour en janvier–février jusqu'à 7,5–8 mm/jour en juillet–août, accompagnées d'une dispersion croissante durant les mois chauds traduisant une plus grande sensibilité de l'évaporation aux fluctuations météorologiques estivales. Des valeurs aberrantes ponctuelles, notamment en juillet, août et novembre, témoignent d'épisodes évaporatifs exceptionnels liés à des conditions météorologiques extrêmes. Ces résultats confirment la dominance du signal saisonnier dans la variabilité de l'évaporation et soulignent la nécessité d'intégrer des variables temporelles dans les modèles d'apprentissage automatique afin de capturer fidèlement cette dynamique cyclique.

III.7. Analyse des valeurs extrêmes

La détection des valeurs extrêmes dans cette étude a été réalisée à l'aide de la règle des trois écarts-types, également appelée méthode 3-sigma. Cette approche statistique permet d'identifier les observations atypiques en supposant une distribution approximativement normale des données. Elle repose sur la moyenne et l'écart-type de la variable étudiée, et considère comme valeurs extrêmes celles qui s'éloignent fortement de la tendance centrale. Dans cette méthode, deux bornes sont définies : une borne inférieure et une borne supérieure. La borne inférieure est donnée par $\mu - 3\sigma$, tandis que la borne supérieure est donnée par $\mu + 3\sigma$. Ainsi, une observation est considérée comme normale si elle appartient à l'intervalle $[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$, et elle est qualifiée de valeur extrême si elle se situe en dehors de cet intervalle. Mathématiquement, une observation est donc qualifiée d'extrême lorsqu'elle dépasse le seuil défini par :

$$T = \mu + 3\sigma \quad (\text{III.3})$$

Où μ représente la moyenne et σ l'écart-type de l'échantillon. Selon Montgomery (2019), cette règle est largement utilisée dans le contrôle statistique des procédés pour la détection des

anomalies et la surveillance de la stabilité des systèmes. Montgomery et Runger (2018) soulignent également son utilité dans l'analyse exploratoire des données pour identifier les observations susceptibles d'influencer de manière significative les modèles statistiques et les algorithmes d'apprentissage automatique. Toutefois, cette méthode peut être sensible aux distributions non normales, ce qui nécessite une interprétation prudente dans le cas de données asymétriques ou fortement dispersées. Dans cette étude, la règle des trois écarts-types est utilisée afin d'identifier les épisodes d'évaporation anormalement élevés avant la phase de modélisation, dans le but d'améliorer la qualité des données et la robustesse des modèles de prévision de l'évaporation. La figure III.5 représente les valeurs extrêmes de l'évaporation.

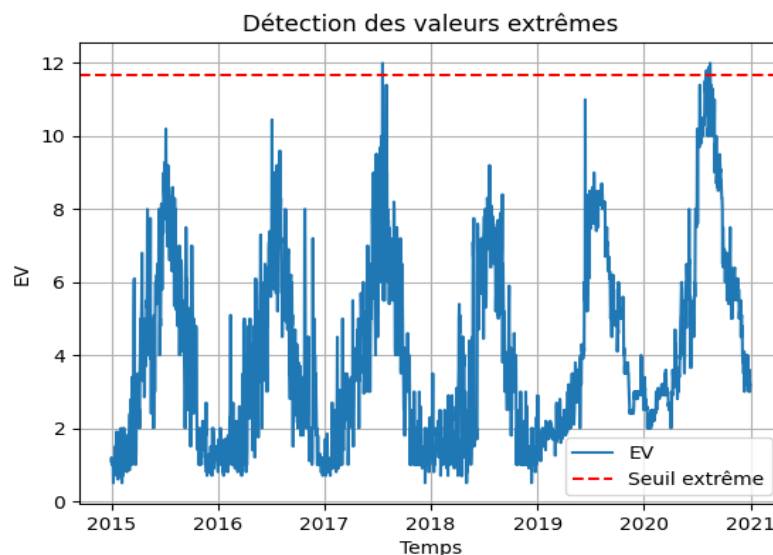


Figure III.5. Détection des valeurs extrêmes de l'évaporation journalière (EV)

L'examen de la figure confirme en premier lieu la structure cyclique annuelle déjà observée précédemment, avec une alternance régulière entre des phases hivernales de faible évaporation ($\sim 0,5\text{--}2$ mm/jour) et des pics estivaux intenses. La série présente une variabilité journalière importante à l'intérieur de chaque cycle saisonnier, reflétant la sensibilité de l'évaporation aux conditions météorologiques à court terme. Sur l'ensemble de la période d'observation, seuls quelques épisodes ponctuels franchissent ou s'approchent du seuil extrême de 11,7 mm/jour, notamment durant les étés 2017–2018 et 2020–2021, qui se distinguent comme les périodes les plus évaporatives de la série. Ces dépassements sont brefs et isolés, témoignant du caractère

exceptionnel et éphémère des conditions météorologiques extrêmes générant de tels niveaux d'évaporation, probablement associés à des conjonctions de températures très élevées, d'humidité très faible et de vents soutenus. À l'inverse, les années 2015–2016 et 2018–2019 présentent des pics estivaux nettement inférieurs au seuil, avec des maxima oscillant entre 9 et 10,5 mm/jour, illustrant la variabilité inter-annuelle du régime évaporatif. La période 2018–2019 apparaît particulièrement atypique avec une saison estivale relativement modérée et une phase de transition printanière tardive, pouvant traduire une anomalie climatique interannuelle. Du point de vue de la modélisation, la rareté des dépassements du seuil extrême souligne le déséquilibre potentiel de la distribution des valeurs extrêmes dans la série, ce qui justifie une attention particulière lors de l'entraînement des modèles d'apprentissage automatique afin d'éviter une sous-représentation de ces événements rares mais hydrologiquement significatifs. Une stratégie de pondération des observations extrêmes ou l'utilisation de métriques d'évaluation robustes pourrait ainsi être envisagée pour garantir une modélisation fidèle de ces épisodes critiques.

III.8. Analyse de stationnarité

L'analyse de la stationnarité constitue une étape essentielle dans la modélisation de la série temporelle de l'évaporation, car elle permet de vérifier la stabilité des propriétés statistiques des données dans le temps. Une série est dite stationnaire lorsque sa moyenne, sa variance et sa structure d'autocorrélation restent constantes au cours du temps. Dans cette étude, la stationnarité est évaluée à l'aide de deux tests complémentaires : le test Augmented Dickey-Fuller (ADF) et le test KPSS (Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin).

Le test ADF est basé sur le modèle suivant :

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (\text{III.4})$$

Où :

- y_t représente la valeur de la série temporelle (ici l'évaporation) au temps t ,
- $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$ est la première différence de la série,
- α est une constante (terme d'interception),
- β_t représente la composante de tendance déterministe,
- γ est le coefficient associé au niveau retardé y_{t-1} ,
- δ_i sont les coefficients des différences retardées Δy_{t-i} ,

- p est le nombre de retards inclus dans le modèle,
- ε_t est le terme d'erreur supposé être un bruit blanc.

L'hypothèse nulle du test ADF est l'existence d'une racine unitaire, indiquant que la série n'est pas stationnaire.

Le test KPSS repose quant à lui sur la statistique :

$$KPSS = \frac{1}{T^2} \sum_{t=1}^T S_t^2 \quad (\text{III.5})$$

Où :

- T est le nombre total d'observations,
- S_t représente la somme cumulée des résidus,
- ε_t sont les résidus issus de la régression de la série sur une constante ou une tendance selon le cas.

Dans le test KPSS, l'hypothèse nulle correspond à la stationnarité de la série, tandis que l'hypothèse alternative indique la présence d'une non-stationnarité.

Selon Hamilton (1994), l'analyse de stationnarité est fondamentale en séries temporelles afin d'éviter les régressions fallacieuses et d'assurer la validité des modèles. De plus, Kwiatkowski et al. (1992) montrent que l'utilisation conjointe des tests ADF et KPSS permet une évaluation plus robuste et complémentaire de la stationnarité.

Dans cette étude, cette analyse est réalisée en amont de la modélisation par apprentissage automatique afin de garantir une meilleure compréhension de la structure temporelle de l'évaporation et d'améliorer la performance et la stabilité des modèles prédictifs.

Les résultats obtenus sont représentés dans le tableau III.5.

Tableau III.5. Tests de stationnarité ADF et KPSS appliqués à la série temporelle de l'évaporation.

Test	statistique du test	p_value
ADF	-2,70602	0,073002
KPSS	0,638363	0,019149

Le tableau III.5 présente les résultats de deux tests statistiques complémentaires de stationnarité appliqués à la série temporelle de l'évaporation, à savoir le test ADF (Augmented Dickey-Fuller) et le test KPSS (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin), dont les hypothèses nulles sont

opposées, ce qui permet une interprétation croisée plus robuste de la nature stochastique de la série.

Le test ADF, dont l'hypothèse nulle postule l'existence d'une racine unitaire (série non stationnaire), fournit une statistique de test de -2,706 associée à une p-valeur de 0,073. Cette p-valeur étant supérieure au seuil de signification conventionnel de 5% (0,05) mais inférieure à 10%, le test ADF ne permet pas de rejeter l'hypothèse nulle de non-stationnarité au seuil de 5%, indiquant que la série présente des caractéristiques proches de la non-stationnarité, avec toutefois une conclusion marginalement significative au seuil de 10%.

Le test KPSS, dont l'hypothèse nulle est à l'inverse celle de la stationnarité, retourne une statistique de 0,638 avec une p-valeur de 0,019, inférieure au seuil de 5%. Ce résultat conduit au rejet de l'hypothèse nulle de stationnarité, confirmant ainsi la présence d'une composante non stationnaire dans la série, vraisemblablement attribuable au cycle saisonnier annuel prononcé mis en évidence dans l'analyse de la figure III.4.

La lecture conjointe des deux tests converge donc vers une conclusion cohérente : la série temporelle de l'évaporation est non stationnaire au sens strict, ce qui est physiquement attendu compte tenu de la forte saisonnalité du régime évaporatif observée précédemment. Cette non-stationnarité est très probablement de nature déterministe et périodique plutôt que stochastique, liée au cycle thermique annuel plutôt qu'à une tendance à long terme. Du point de vue de la modélisation par apprentissage automatique, ce résultat renforce la nécessité d'intégrer explicitement la composante saisonnière dans les variables d'entrée, par exemple via l'ajout de variables temporelles cycliques telles que le mois, le jour de l'année ou des transformations trigonométriques de type sinus/cosinus, afin de permettre aux modèles de capturer fidèlement la dynamique périodique de l'évaporation et d'améliorer la robustesse de leurs prévisions.

III.9. Préparation des données

Avant d'aborder la phase de modélisation par les techniques d'apprentissage automatique, une étape de préparation rigoureuse des données s'avère indispensable afin de garantir la qualité, la cohérence et la représentativité des données d'entrée fournies aux modèles. Cette étape englobe plusieurs opérations successives et complémentaires, notamment le traitement des valeurs manquantes, la détection et la gestion des valeurs aberrantes, la normalisation ou la standardisation des variables, ainsi que la construction des jeux d'entraînement et de validation. La préparation des données constitue ainsi non seulement un prérequis technique,

mais également une étape décisive qui influence directement la capacité des modèles à apprendre les relations complexes et non-linéaires liant les variables climatiques à l'évaporation, et à généraliser ces apprentissages à des données non vues lors de la phase d'entraînement.

La répartition chronologique des données selon les trois scénarios est illustrée dans la Figure III.6.

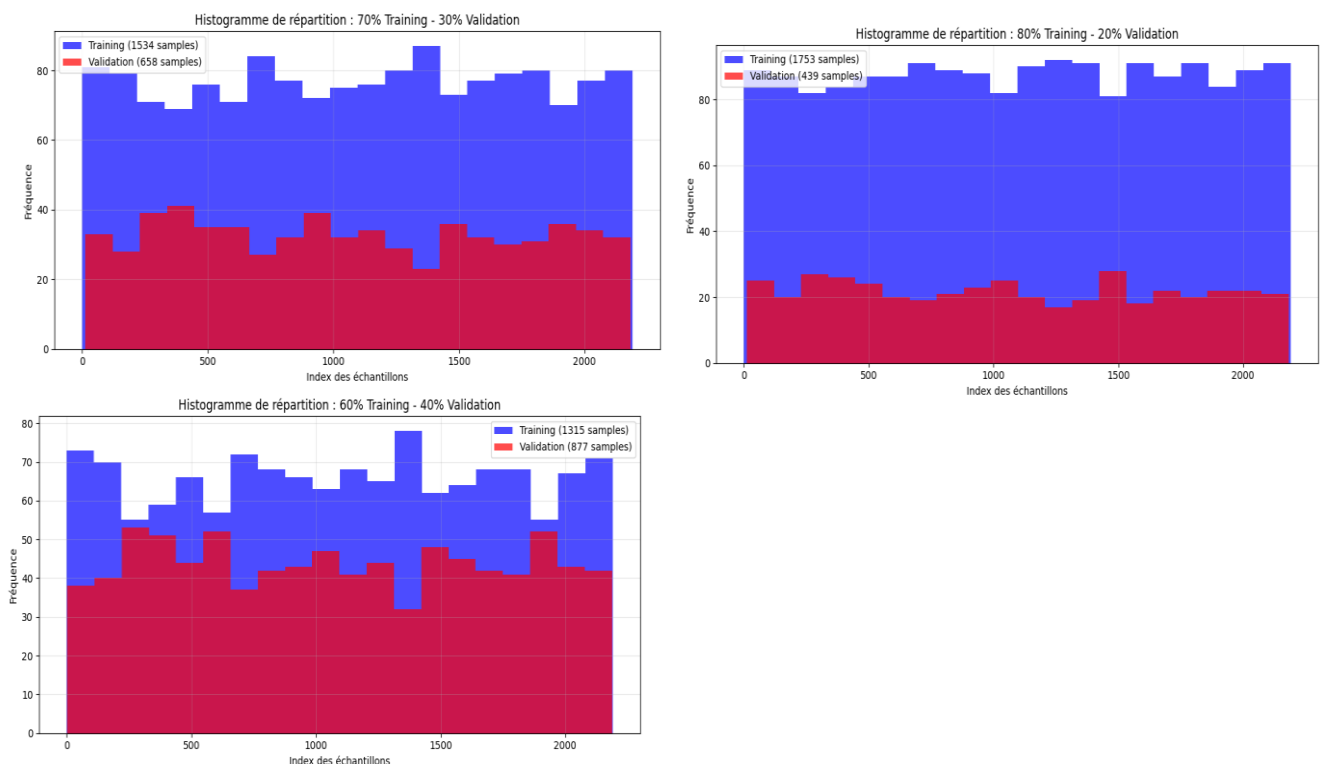


Figure III.6. Histogrammes de répartition chronologique des échantillons d'entraînement et de validation selon trois scénarios de partitionnement (60/40, 70/30 et 80/20).

La figure III.6 présente la répartition chronologique des échantillons d'entraînement et de validation selon trois scénarios de partitionnement appliqués à l'ensemble des 2192 observations disponibles. Le premier scénario (70/30) répartit les données en 1534 échantillons d'entraînement et 658 de validation, offrant un compromis classique et équilibré entre apprentissage et évaluation. Le deuxième scénario (80/20), avec 1753 échantillons d'entraînement et 439 de validation, maximise la quantité de données disponibles pour

l'apprentissage au prix d'un jeu de validation plus restreint. Le troisième scénario (60/40), avec 1315 échantillons d'entraînement et 877 de validation, offre en contrepartie un jeu de validation plus large garantissant une évaluation statistiquement plus représentative. Dans les trois cas, les histogrammes confirment que le partitionnement a été effectué de manière aléatoire, assurant une distribution homogène des deux sous-ensembles sur l'ensemble de la période temporelle et garantissant ainsi la représentativité de chaque partition vis-à-vis de la variabilité saisonnière et inter-annuelle de l'évaporation. La comparaison des performances des modèles selon ces trois scénarios permettra d'identifier le ratio de partitionnement optimal offrant le meilleur équilibre entre capacité d'apprentissage et robustesse de l'évaluation.

III.10. Conclusion

Ce chapitre a permis de réaliser une analyse exploratoire de la base de données hydro-climatique du barrage de Koudiat Acerdoune, constituée de 2192 observations journalières. L'ensemble des investigations statistiques menées a mis en évidence la complexité structurelle de la variable d'évaporation et de ses facteurs explicatifs, caractérisés par une forte variabilité, des distributions non gaussiennes et des relations à la fois linéaires et non linéaires. L'analyse descriptive a révélé une grande dispersion des variables climatiques, traduisant des conditions environnementales diversifiées favorables à la construction de modèles prédictifs robustes. Les tests de normalité ont confirmé le caractère non gaussien de toutes les variables, justifiant le recours à des approches d'apprentissage automatique non paramétriques.

L'étude des corrélations et des relations non linéaires a permis d'identifier la prédominance des variables thermiques et hygrométriques dans le contrôle du processus d'évaporation, tout en mettant en évidence la complexité des interactions entre les différents facteurs climatiques. L'analyse temporelle a confirmé la présence d'une forte saisonnalité annuelle, sans tendance globale marquée, soulignant ainsi le rôle central des cycles climatiques dans la dynamique de l'évaporation. Par ailleurs, l'identification des valeurs extrêmes a montré que les épisodes d'évaporation intense restent rares mais significatifs, nécessitant une attention particulière lors de la modélisation afin d'assurer une bonne représentativité des événements extrêmes.

L'analyse de stationnarité a révélé que la série temporelle est non stationnaire, principalement en raison de sa composante saisonnière déterministe, ce qui renforce la nécessité d'intégrer explicitement l'information temporelle dans les modèles de prévision. Enfin, la phase de préparation des données a permis de structurer efficacement les jeux d'apprentissage et de

validation selon différents scénarios de partitionnement, garantissant ainsi une évaluation rigoureuse et fiable des performances des modèles.

Dans l'ensemble, ce chapitre constitue une étape fondamentale dans la chaîne de modélisation, en établissant une base de données propre, structurée et statistiquement analysée, condition indispensable pour le développement de modèles d'apprentissage automatique performants et généralisables pour la prévision de l'évaporation.

**CHAPITRE IV
MODÉLISATION ET
PRÉVISION DE
L'ÉVAPORATION PAR
DES TECHNIQUES
D'APPRENTISSAGE
AUTOMATIQUE**

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

IV.1. Introduction

La modélisation et la prévision de l'évaporation constituent un enjeu essentiel pour la gestion durable des ressources en eau, en particulier dans un contexte de changement climatique marqué par une intensification de la variabilité climatique et une perturbation des processus hydrométéorologiques. Une estimation fiable de l'évaporation permet d'améliorer la compréhension du bilan hydrique des retenues de barrages et de renforcer les capacités de planification et de gestion des ouvrages hydrauliques, notamment en période de stress hydrique. Dans ce cadre, les techniques d'apprentissage automatique (machine learning) se distinguent par leur aptitude à modéliser des relations complexes et non linéaires entre les variables climatiques d'entrée et les pertes par évaporation. Contrairement aux approches statistiques classiques, elles offrent une flexibilité importante permettant de mieux représenter la dynamique non linéaire des processus physiques influençant l'évaporation.

Ce chapitre propose une étude comparative entre deux approches de modélisation complémentaires : la régression linéaire multiple (MLR), représentant les modèles linéaires de référence, et le perceptron multicouche (MLP), appartenant à la famille des réseaux de neurones artificiels et capable de capter des interactions non linéaires complexes entre les variables explicatives. L'objectif est d'évaluer leurs performances respectives dans la prévision de l'évaporation à partir de variables climatiques, en se basant sur des critères tels que la précision, la robustesse et la capacité de généralisation.

Ainsi, cette analyse comparative vise à mettre en évidence l'apport des modèles non linéaires dans l'amélioration de la qualité des prévisions d'évaporation par rapport aux approches linéaires traditionnelles.

IV.2. Description des modèles utilisés

III.2.1. Régression linéaire multiple (MLR)

La régression linéaire multiple (Multiple Linear Regression – MLR) constitue une méthode statistique de base fréquemment utilisée dans la modélisation et la prévision des phénomènes environnementaux, notamment en hydrologie. Dans le cadre de la prévision de l'évaporation, elle permet d'établir une relation quantitative entre la variable cible (évaporation) et un ensemble de variables explicatives hydroclimatiques telles que la température de l'air,

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

l'humidité relative, le rayonnement solaire, la vitesse du vent ou encore d'autres variables météorologiques influençant le bilan énergétique des surfaces d'eau.

Cette approche repose sur l'hypothèse fondamentale d'une relation linéaire entre la variable dépendante Y et les variables explicatives $X_1, X_2, \dots, X_p$. La variable dépendante représente ici le processus d'évaporation à expliquer ou à prévoir, tandis que les variables explicatives traduisent les forçages climatiques susceptibles d'en contrôler la dynamique. Ces variables peuvent être continues et issues de mesures hydrométéorologiques.

La MLR consiste à estimer une combinaison linéaire optimale des variables d'entrée, en attribuant à chacune un coefficient de régression calculé de manière à minimiser l'erreur entre les valeurs observées et les valeurs simulées, généralement selon le principe des moindres carrés. Cette formulation permet de produire un modèle simple, interprétable et facilement exploitable pour la prévision de l'évaporation.

Grâce à sa simplicité conceptuelle, sa rapidité de calcul et sa bonne interprétabilité, la régression linéaire multiple reste une méthode de référence pour établir des modèles de prévision de l'évaporation. Toutefois, ses performances peuvent être limitées lorsque les relations entre les variables climatiques et l'évaporation sont fortement non linéaires et caractérisées par des interactions complexes, ce qui est souvent le cas dans les systèmes hydroclimatiques réels (Draper & Smith, 1998 ; Montgomery et al., 2012 ; Labreuche, 2020).

IV.2.2. Perceptron multicouche (MLPNN)

Le perceptron multicouche (Multilayer Perceptron – MLP) constitue une technique d'apprentissage automatique appartenant à la famille des réseaux de neurones artificiels, largement utilisée dans la modélisation des phénomènes environnementaux complexes, notamment en hydrologie. Dans le cadre de la modélisation et de la prévision de l'évaporation, il se distingue par sa capacité à représenter des relations fortement non linéaires entre les variables climatiques d'entrée et la variable cible, ce qui le rend particulièrement adapté à la description de processus hydroclimatiques dynamiques et variables dans le temps.

Inspiré du fonctionnement du système nerveux biologique, le MLP est structuré en couches successives comprenant une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. La couche d'entrée reçoit les variables explicatives liées aux conditions météorologiques influençant l'évaporation (température, humidité, vent, rayonnement, etc.),

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

tandis que les couches cachées assurent l'extraction progressive des relations non linéaires complexes entre ces variables. La couche de sortie fournit les valeurs prédites de l'évaporation. L'information circule de manière unidirectionnelle, de l'entrée vers la sortie, sans rétroconnexion entre les neurones d'une même couche.

Chaque connexion entre neurones est associée à un poids synaptique qui représente l'importance de l'information transmise. Le traitement réalisé par un neurone consiste à effectuer une somme pondérée des entrées, à laquelle s'ajoute un biais, suivie de l'application d'une fonction d'activation non linéaire (telle que la fonction sigmoïde ou ReLU). Ce processus peut être formalisé par l'expression générale $Y = G(WX + b)$, où W représente la matrice des poids, X le vecteur des entrées, b le biais et G la fonction d'activation.

L'apprentissage du MLP repose sur l'algorithme de rétropropagation de l'erreur, qui permet d'ajuster itérativement les poids du réseau afin de minimiser l'écart entre les valeurs observées et les valeurs simulées de l'évaporation. Grâce à ses capacités d'apprentissage, d'adaptation et de généralisation, le MLP est aujourd'hui largement utilisé dans les modèles de prévision hydrologique et environnementale. Dans le contexte de la prévision de l'évaporation, il offre une alternative performante aux méthodes statistiques classiques, en particulier lorsque les relations entre variables sont non linéaires et fortement couplées (Haykin, 2009 ; Dawson & Wilby, 2001 ; Maier & Dandy, 2000 ; Främling, 1992 ; Benkaci, 2006).

IV.3. Paramètres de performance

L'évaluation des modèles de modélisation et de prévision de l'évaporation par des techniques d'apprentissage automatique repose sur un ensemble d'indicateurs statistiques permettant de quantifier l'écart entre les valeurs d'évaporation observées et celles simulées, ainsi que d'apprécier la capacité des modèles à reproduire les dynamiques hydroclimatiques. Dans cette étude, quatre métriques complémentaires sont utilisées : le coefficient de détermination (R), le coefficient de Nash–Sutcliffe (NSE), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'erreur absolue moyenne (MAE).

Le coefficient de détermination (R) permet d'évaluer la proportion de la variance de l'évaporation expliquée par le modèle et reflète ainsi sa capacité à reproduire les tendances globales des observations (Legates & McCabe, 1999). Le coefficient de Nash–Sutcliffe (NSE) est largement utilisé en hydrologie pour évaluer la qualité des simulations de variables

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

hydrologiques et hydroclimatiques ; une valeur proche de 1 traduit une excellente adéquation entre les valeurs observées et simulées, tandis qu'une valeur négative indique que le modèle est moins performant que l'utilisation de la moyenne observée comme estimateur (Nash & Sutcliffe, 1970).

$$R = \frac{\frac{1}{N} \sum_i^N (M_i - M_m)(P_i - P_m)}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (M_i - M_m)^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - P_m)^2}}$$

$$NSE = \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - M_i)^2}{\sum_{i=1}^N (M_i - M_m)^2} \right)$$

L'erreur quadratique moyenne (RMSE) mesure l'amplitude moyenne des écarts entre les valeurs observées et prédites de l'évaporation, en pénalisant davantage les grandes erreurs, ce qui en fait un indicateur sensible aux fortes déviations de prévision (Willmott & Matsuura, 2005). L'erreur absolue moyenne (MAE), quant à elle, représente la moyenne des écarts absolus et fournit une mesure directe, robuste et facilement interprétable de la performance globale du modèle (Chai & Draxler, 2014).

$$RMSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^N (P_i - M_i)^2}{N} \right)^{1/2}$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |P_i - M_i|}{N}$$

L'utilisation conjointe de ces quatre indicateurs permet ainsi une évaluation globale, fiable et équilibrée des performances des modèles de régression linéaire multiple (MLR) et de perceptron multicouche (MLP) dans la prévision de l'évaporation, en intégrant à la fois la précision globale, la capacité de reproduction des dynamiques et la sensibilité aux erreurs importantes.

IV.4. Résultats et analyse de la modélisation et de la prévision de l'évaporation

Cette section présente et analyse les résultats obtenus dans le cadre de la modélisation et de la prévision de l'évaporation afin d'évaluer la performance prédictive des approches d'apprentissage automatique retenues. Deux modèles ont été développés et testés dans cette étude, en considérant comme variables d'entrée les paramètres hydroclimatiques Tmax, Tmin, l'humidité relative (H) et la vitesse du vent (V), tandis que la variable cible correspond à l'évaporation (EV) : la régression linéaire multiple (MLR), représentant l'approche linéaire de

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

référence, et le perceptron multicouche (MLPNN), représentant l'approche non linéaire basée sur les réseaux de neurones artificiels. L'objectif principal est de comparer leur capacité à simuler et à prévoir l'évaporation à partir des variables explicatives sélectionnées.

Afin d'évaluer l'effet de la quantité de données d'apprentissage sur la performance des modèles, trois scénarios de partitionnement des données ont été considérés : 80 % des données pour l'apprentissage et 20 % pour la validation, 70 % pour l'apprentissage et 30 % pour la validation, ainsi que 60 % pour l'apprentissage et 40 % pour la validation. Cette démarche permet d'analyser la sensibilité des modèles à la taille de l'échantillon d'entraînement et leur capacité de généralisation.

Les performances obtenues sont ensuite évaluées à l'aide des indicateurs statistiques retenus (R^2 , NSE, RMSE et MAE), puis comparées afin d'identifier le modèle le plus performant ainsi que le scénario de partitionnement offrant les meilleures capacités de prévision de l'évaporation.

IV.4.1. Modèle de Régression linéaire multiple (MLR)

Les résultats de simulation correspondant aux différents scénarios étudiés sont présentés dans le tableau IV.1.

Tableau IV.1. Résultats de simulation du modèle MLR selon différentes configurations de répartition des données d'apprentissage et de validation.

Scénario	60% - 40%		70% - 30%		80% - 20%	
	Train	Validation	Train	Validation	Train	Validation
R	0.861	0.825	0.858	0.822	0.868	0.851
NSE	0.741	0.587	0.735	0.473	0.754	0.401
RMSE	1.214	1.728	1.201	1.917	1.191	2.155
MAE	0.942	1.288	0.931	1.440	0.928	1.675

L'analyse des résultats obtenus pour la modélisation et la prévision de l'évaporation par apprentissage automatique met en évidence des comportements contrastés entre les phases d'apprentissage (training) et de validation, ainsi qu'entre les trois scénarios de partitionnement des données (60/40, 70/30 et 80/20). Globalement, les deux modèles montrent une bonne

CHAPITRE IV **MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE**

capacité d'ajustement sur les données d'entraînement, mais une dégradation progressive des performances en validation, ce qui permet d'évaluer leur pouvoir de généralisation.

Sur le plan du coefficient de corrélation (R), les performances en apprentissage restent élevées et relativement stables pour les trois scénarios (0,861 à 0,868), ce qui traduit une bonne capacité des modèles à expliquer la variabilité de l'évaporation à partir des variables climatiques d'entrée. Cependant, une légère amélioration est observée avec le scénario 80/20 en training ($R = 0,868$), indiquant un ajustement légèrement meilleur lorsque la proportion de données d'apprentissage est plus importante. En revanche, en validation, une tendance inverse est observée : le R^2 est maximal pour le scénario 60/40 (0,825) et diminue progressivement jusqu'à 0,401 pour le scénario 80/20. Cette chute marquée dans le scénario 80/20 suggère un surapprentissage (overfitting), où le modèle s'adapte trop aux données d'entraînement au détriment de sa capacité de généralisation.

Le coefficient de Nash–Sutcliffe (NSE) confirme cette tendance. En phase d'entraînement, les valeurs restent satisfaisantes (0,735 à 0,754), indiquant une bonne reproduction des dynamiques d'évaporation. Toutefois, en validation, une dégradation importante est observée, notamment pour le scénario 80/20 (NSE = 0,401), contre 0,587 pour le 60/40. Ce résultat confirme que le scénario 60/40 offre un compromis plus équilibré entre apprentissage et généralisation, tandis que le scénario 80/20, bien que performant en entraînement, devient moins robuste en prédiction.

Concernant les erreurs, l'analyse du RMSE montre une augmentation systématique en validation pour tous les scénarios, avec des valeurs passant de 1,214 (train) à 1,728 (validation) pour le 60/40, et jusqu'à 2,155 pour le 80/20. Cette augmentation traduit une perte de précision des modèles lorsqu'ils sont confrontés à des données non vues. Le même comportement est observé pour le MAE, qui passe de valeurs faibles en entraînement ($\sim 0,93$ – $0,94$) à des valeurs plus élevées en validation (1,288 à 1,675), confirmant une dégradation de la qualité des prédictions hors échantillon.

D'un point de vue comparatif, le scénario 60/40 apparaît comme le plus robuste, car il maintient des performances de validation plus stables et moins dégradées que les autres scénarios, notamment en termes de R , NSE et erreurs. Le scénario 70/30 présente des performances intermédiaires, tandis que le scénario 80/20, malgré de très bons résultats en apprentissage, montre une forte instabilité en validation, ce qui indique une généralisation limitée.

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

Ainsi, l'analyse globale met en évidence que l'augmentation de la proportion des données d'apprentissage améliore légèrement l'ajustement du modèle en training, mais peut entraîner une perte de généralisation en validation. Le meilleur compromis entre précision et robustesse est obtenu avec le scénario 60/40, qui offre les performances les plus équilibrées pour la prévision de l'évaporation dans le cadre de cette étude.

Les figures IV.1, IV.2 et IV.3 illustrent respectivement les diagrammes de dispersion ainsi que les séries temporelles comparant les valeurs observées et celles simulées par le modèle MLR.

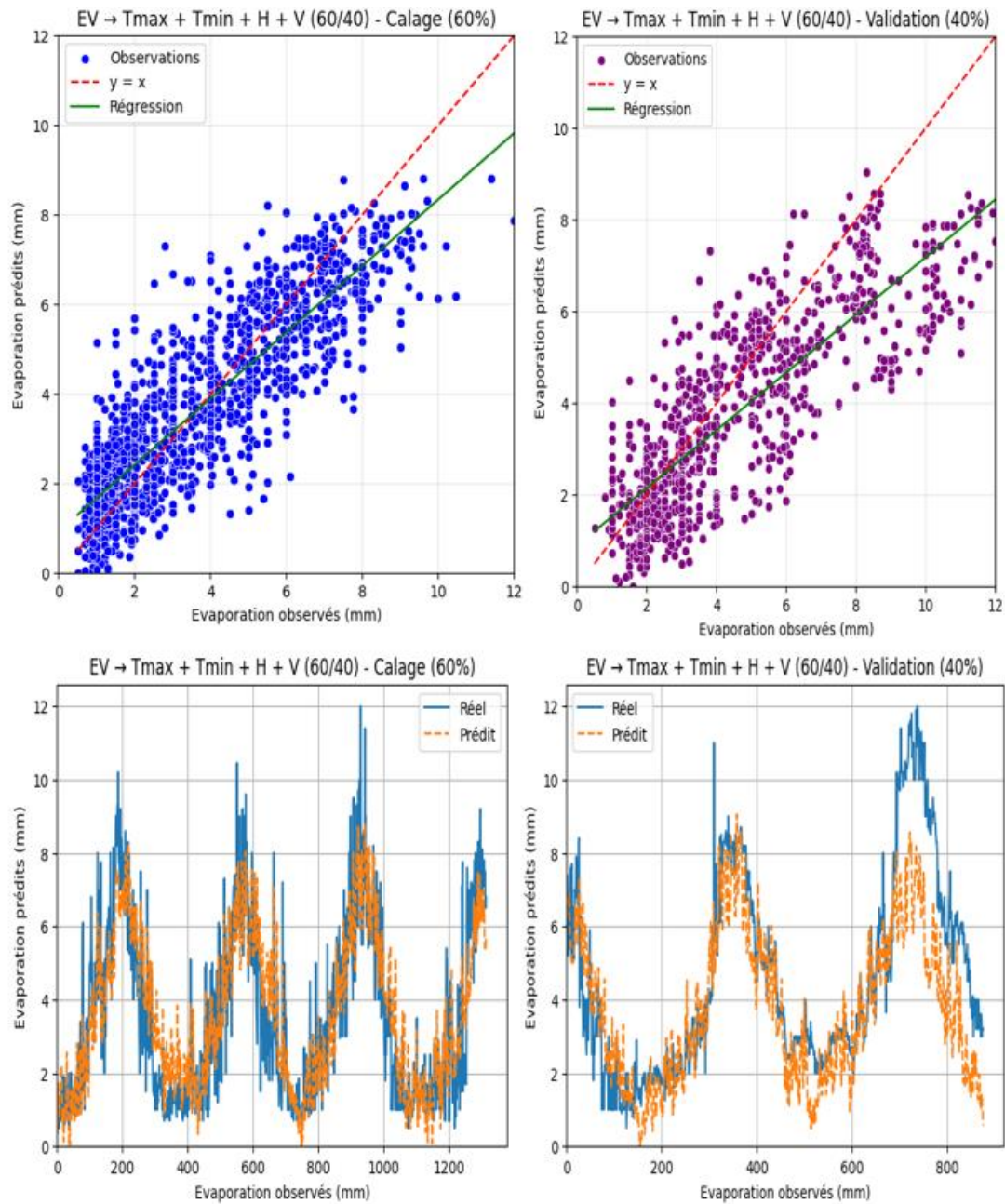


Figure IV.1. Nuages de points et séries temporelles des valeurs observées et simulées par le modèle MLR pour le scénario 60 % – 40 %

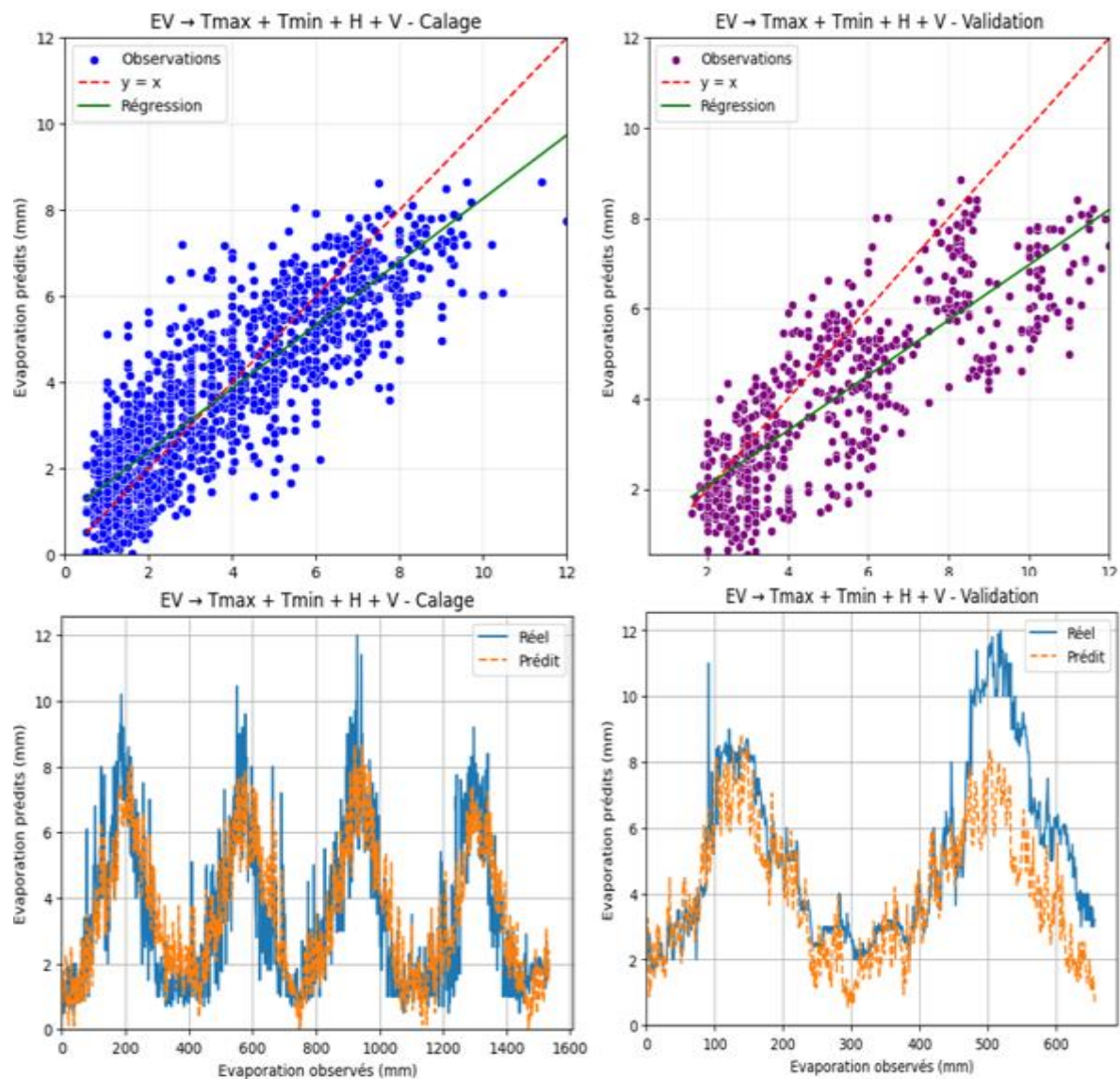


Figure IV.2. Nuages de points et séries temporelles des valeurs observées et simulées par le modèle MLR pour le scénario 70 % – 30 %

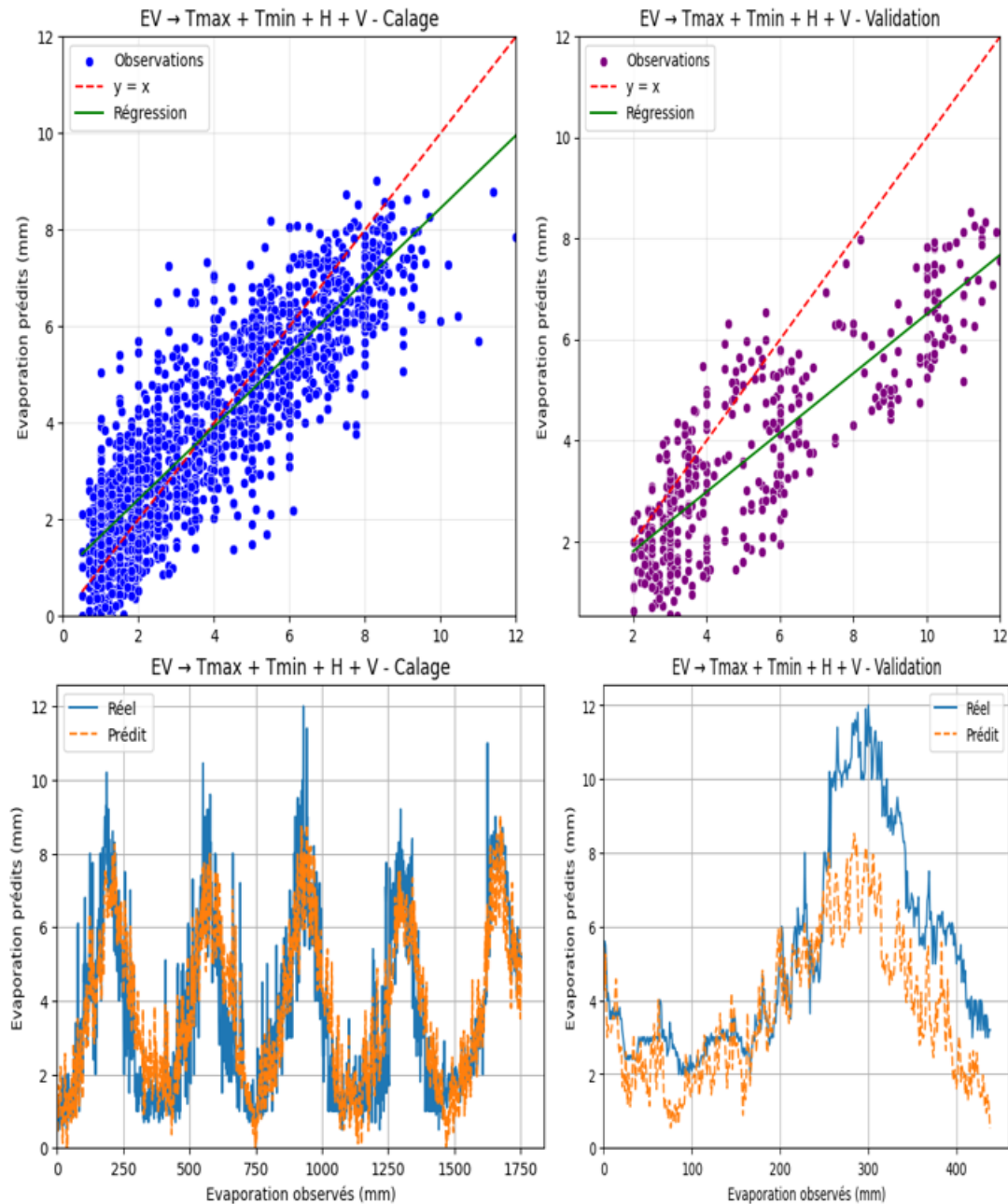


Figure IV.3. Nuages de points et séries temporelles des valeurs observées et simulées par le modèle MLR pour le scénario 80 % – 20 %

Les figures IV.1, IV.2 et IV.3 présentent les résultats de la modélisation de l'évaporation (EV) par régression linéaire multiple (MLR) en fonction des variables climatiques Tmax, Tmin, H et

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

V, pour trois scénarios de découpage des données : 60/40 %, 70/30 % et 80/20 % respectivement. L'analyse des nuages de points révèle que, pour les trois scénarios, les points de calage s'alignent de manière raisonnablement satisfaisante autour de la droite de régression (en vert), bien que celle-ci s'écarte systématiquement de la droite parfaite $y = x$ (en rouge), traduisant une tendance du modèle à sous-estimer les valeurs élevées d'évaporation. Cette sous-estimation est particulièrement marquée en phase de validation, où la dispersion des points autour de la droite de régression s'accroît, indiquant une dégradation des performances du modèle sur les données non utilisées lors du calage. En ce qui concerne les séries temporelles, les courbes simulées (en orange) reproduisent globalement la dynamique saisonnière des valeurs observées (en bleu), notamment les cycles d'augmentation estivale et de diminution hivernale de l'évaporation, mais avec un lissage notable des pics extrêmes et une amplitude généralement sous-estimée. Cette tendance au lissage s'accroît en validation, en particulier pour les scénarios 70/30 % et 80/20 % (figures IV.2 et IV.3), où la phase de validation porte sur un nombre de données plus réduit et potentiellement moins représentatif. De manière générale, le scénario 60/40 % semble offrir un meilleur équilibre entre calage et validation, suggérant que l'augmentation de la proportion de données de calage n'améliore pas nécessairement la capacité de généralisation du modèle MLR. Ces résultats mettent en évidence les limites intrinsèques de la régression linéaire multiple pour capturer les relations non linéaires complexes qui régissent l'évaporation, et justifient le recours à des techniques d'apprentissage automatique plus avancées.

Les équations de régression linéaire multiple de l'évaporation en fonction de $T_{\max}$, $T_{\min}$, H et V pour différents scénarios sont représentées ci-dessous :

- **Scénario 60%–40% :**
 - $EV = 3.5999 + 0.6039 \cdot T_{\max} + 1.0264 \cdot T_{\min} - 0.5438 \cdot H + 0.1638 \cdot V$
- **Scénario 70%–30% :**
 - $EV = 3.4730 + 0.6460 \cdot T_{\max} + 0.9521 \cdot T_{\min} - 0.5224 \cdot H + 0.1523 \cdot V$
- **Scénario 80%–20% :**
 - $EV = 3.6883 + 0.6666 \cdot T_{\max} + 1.0682 \cdot T_{\min} - 0.4603 \cdot H + 0.1519 \cdot V$

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

L'analyse des trois équations de régression linéaire multiple met en évidence une structure globale cohérente des relations entre l'évaporation (EV) et les variables explicatives considérées (T_{max} , T_{min} , H et V), quel que soit le scénario de partitionnement des données. De manière générale, les coefficients obtenus restent relativement stables, ce qui traduit une bonne robustesse du modèle MLR vis-à-vis de la variation des ensembles d'apprentissage et de validation.

Tout d'abord, les températures maximale (T_{max}) et minimale (T_{min}) présentent des coefficients positifs dans l'ensemble des scénarios, confirmant leur influence directe et significative sur l'augmentation de l'évaporation. Cette relation est physiquement cohérente, puisque des températures plus élevées favorisent l'intensification des processus d'évaporation. On observe également une légère augmentation des coefficients associés à T_{max} et T_{min} lorsque la proportion des données d'apprentissage augmente (scénario 80%–20%), ce qui suggère une meilleure captation des relations thermiques par le modèle lorsque davantage de données sont disponibles pour l'apprentissage.

En revanche, l'humidité relative (H) présente systématiquement un coefficient négatif, ce qui traduit une relation inverse avec l'évaporation. Cela est également cohérent d'un point de vue hydrométéorologique, car une atmosphère plus humide réduit le gradient de vapeur entre la surface d'eau et l'air, limitant ainsi le flux évaporatif. L'amplitude de ce coefficient tend toutefois à diminuer en valeur absolue dans le scénario 80%–20%, indiquant une atténuation de son effet relatif lorsque le modèle est mieux entraîné.

Le vent (V), quant à lui, affiche un effet positif mais relativement faible et stable sur l'ensemble des scénarios. Ce résultat suggère que, bien que le vent contribue à l'augmentation de l'évaporation en favorisant le renouvellement de l'air saturé au-dessus de la surface, son influence reste secondaire comparativement à celle des variables thermiques et hygrométriques dans le cas étudié.

Enfin, la constante du modèle varie légèrement entre les scénarios, traduisant des ajustements globaux liés à la répartition des données sans affecter de manière significative la structure générale des relations.

Globalement, ces résultats montrent que le modèle de régression linéaire multiple conserve une bonne stabilité structurelle à travers les différents scénarios, avec des contributions physiques cohérentes des variables explicatives. Cependant, la légère variation des coefficients confirme

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

que la qualité et la quantité des données d'apprentissage influencent directement la calibration du modèle.

IV.4.1. Modèle de perceptron multicouche (MLPNN)

Le modèle MLPNN utilisé est constitué d'une couche d'entrée comprenant quatre neurones correspondant aux variables climatiques (Tmax, Tmin, H et V), suivie de deux couches cachées composées respectivement de 64 et 32 neurones, et d'une couche de sortie à un seul neurone représentant l'évaporation (EV). La fonction d'activation utilisée est la tangente hyperbolique (tanh), permettant de capter les relations non linéaires complexes entre les variables. L'apprentissage est réalisé à l'aide de l'algorithme d'optimisation Adam, reconnu pour sa convergence rapide et sa robustesse. Le modèle intègre également une régularisation L2 ($\alpha = 0.001$) afin de limiter le sur-apprentissage, ainsi qu'une stratégie d'arrêt anticipé (early stopping) permettant d'interrompre l'entraînement lorsque les performances sur l'ensemble de validation n'évoluent plus.

Les résultats de simulation associés aux différents scénarios de partitionnement des données sont présentés dans le tableau IV.2.

Tableau IV.2. Résultats de simulation du modèle MLP pour différentes configurations de répartition des ensembles d'apprentissage et de validation.

Scénario	60% - 40%		70% - 30%		80% - 20%	
	Train	Validation	Train	Validation	Train	Validation
R	0.870	0.837	0.866	0.831	0.877	0.864
NSE	0.757	0.600	0.749	0.460	0.768	0.382
RMSE	1.176	1.700	1.170	1.940	1.158	2.190
MAE	0.900	1.258	0.886	1.488	0.891	1.721

L'analyse des performances du modèle MLPNN appliqué à la modélisation et à la prévision de l'évaporation met en évidence des résultats globalement satisfaisants en phase d'apprentissage, mais également des écarts significatifs en phase de validation selon les scénarios de partitionnement des données (60/40, 70/30 et 80/20). Cette comparaison permet d'évaluer à la fois la capacité d'ajustement du modèle et sa robustesse en généralisation.

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

Tout d'abord, les résultats du coefficient de corrélation (R) montrent une forte capacité du MLPNN à reproduire la dynamique de l'évaporation durant l'apprentissage, avec des valeurs élevées comprises entre 0,866 et 0,877. Le scénario 80/20 présente la meilleure performance en training ($R = 0,877$), ce qui traduit une meilleure adaptation du réseau lorsque la quantité de données d'apprentissage augmente. Cependant, en validation, une baisse des performances est observée pour tous les scénarios, avec des valeurs de R comprises entre 0,831 et 0,864. Le scénario 60/40 reste le plus stable en validation ($R = 0,837$), indiquant une meilleure capacité de généralisation malgré un apprentissage légèrement inférieur au 80/20.

Le coefficient de Nash–Sutcliffe (NSE) confirme cette tendance. En phase d'entraînement, les valeurs restent élevées (0,749 à 0,768), ce qui indique que le modèle reproduit correctement les variations de l'évaporation. Toutefois, en validation, une chute notable est observée, en particulier pour le scénario 80/20 (NSE = 0,382), tandis que le scénario 60/40 maintient une performance plus acceptable (NSE = 0,600). Cette différence met en évidence une meilleure robustesse du modèle dans le scénario 60/40, alors que le scénario 80/20 montre un comportement de surapprentissage.

L'analyse des erreurs confirme cette tendance. L'erreur quadratique moyenne (RMSE) augmente systématiquement entre l'entraînement et la validation pour tous les scénarios. Elle passe de 1,176 à 1,700 pour le 60/40, de 1,170 à 1,940 pour le 70/30, et atteint 2,190 pour le 80/20. Cette augmentation importante en validation traduit une perte de précision du modèle lorsqu'il est confronté à des données inconnues. Le même comportement est observé pour l'erreur absolue moyenne (MAE), qui passe de valeurs proches de 0,89–0,90 en entraînement à des valeurs plus élevées en validation (1,258 à 1,721), confirmant la dégradation des performances hors échantillon.

D'un point de vue comparatif, le scénario 60/40 apparaît comme le compromis le plus équilibré entre précision et généralisation. Il présente les meilleures performances en validation ($R = 0,837$; NSE = 0,600 ; RMSE = 1,700 ; MAE = 1,258), traduisant une meilleure stabilité du modèle face aux données non vues. Le scénario 70/30 occupe une position intermédiaire, tandis que le scénario 80/20, bien qu'offrant les meilleurs résultats en apprentissage, présente une dégradation importante en validation, révélant un surapprentissage plus marqué.

Ainsi, l'analyse globale met en évidence que le modèle MLPNN est performant pour la modélisation de l'évaporation, mais que son efficacité dépend fortement du scénario de

partitionnement des données. Le scénario 60/40 se distingue comme le plus robuste, offrant le meilleur compromis entre capacité d'apprentissage et pouvoir de généralisation, ce qui en fait la configuration la plus adaptée pour la prévision fiable de l'évaporation dans cette étude.

Les figures IV.4, IV.5 et IV.6 illustrent les représentations graphiques des diagrammes de dispersion ainsi que les séries temporelles comparant les valeurs observées et celles simulées par le modèle MLPNN.

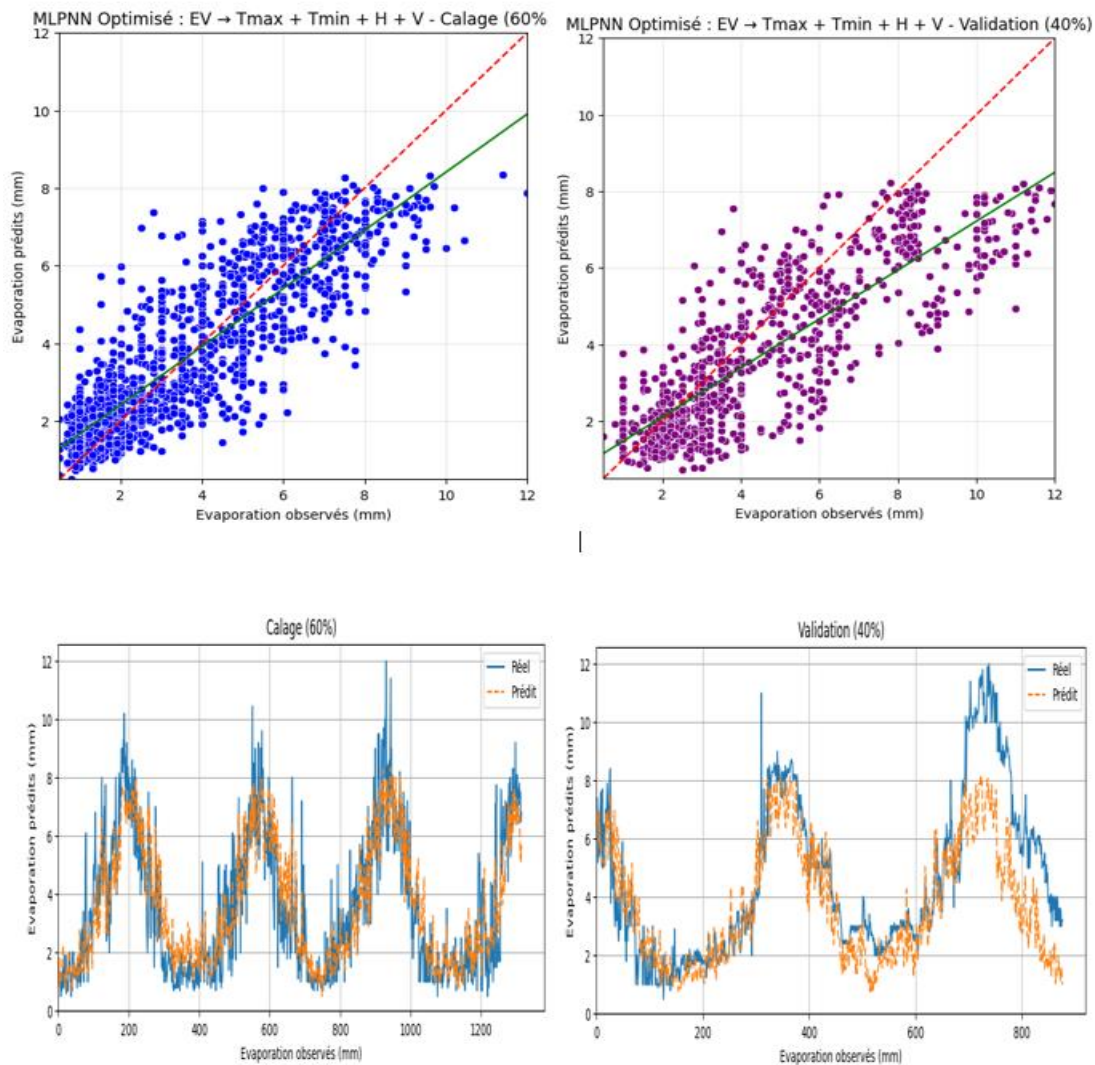


Figure IV.4. Nuages de points et séries temporelles des valeurs observées et simulées par le modèle MLPNN pour le scénario 60 % – 40 %

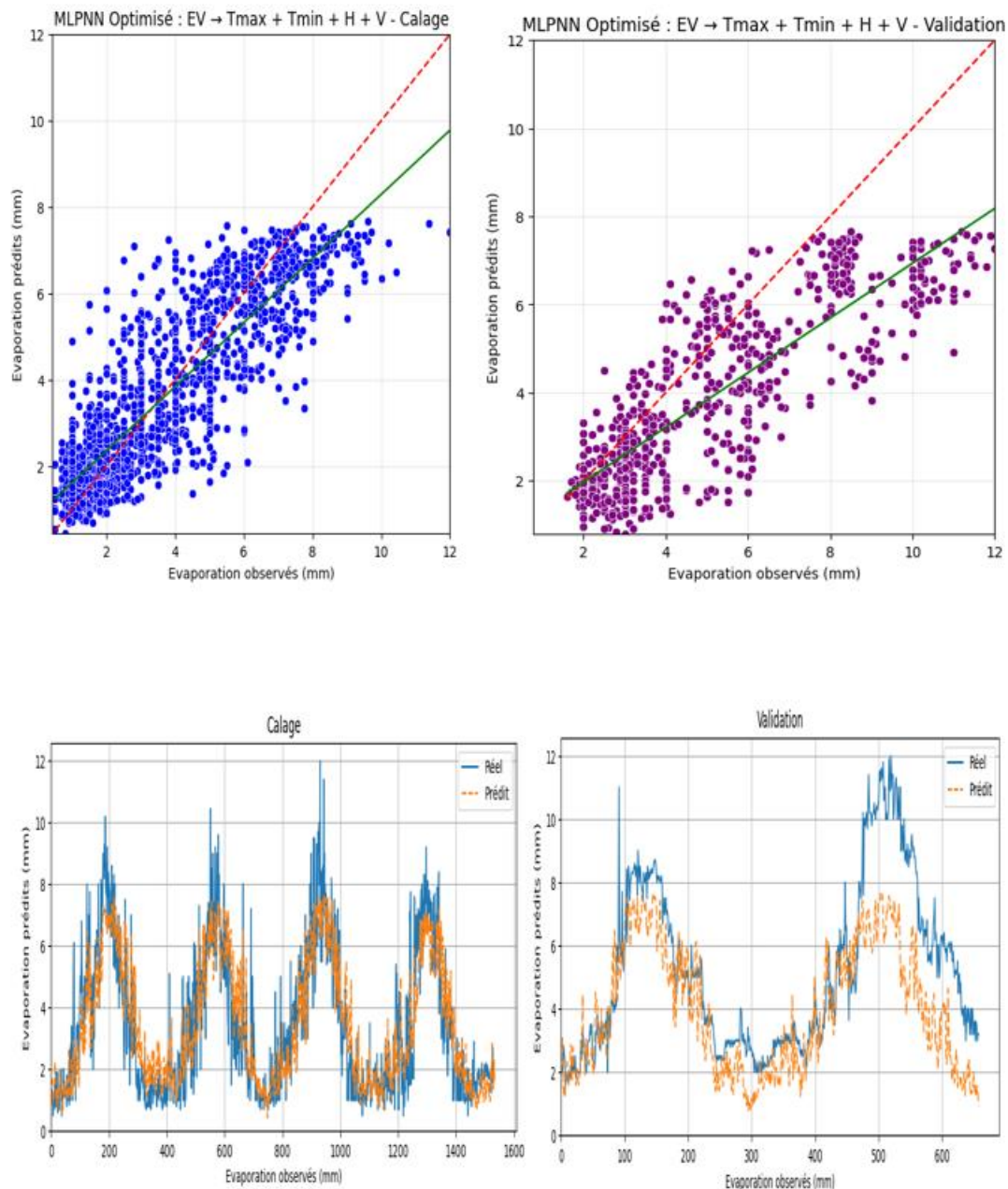


Figure IV.5. Nuages de points et séries temporelles des valeurs observées et simulées par le modèle MLPNN pour le scénario 70 % – 30 %

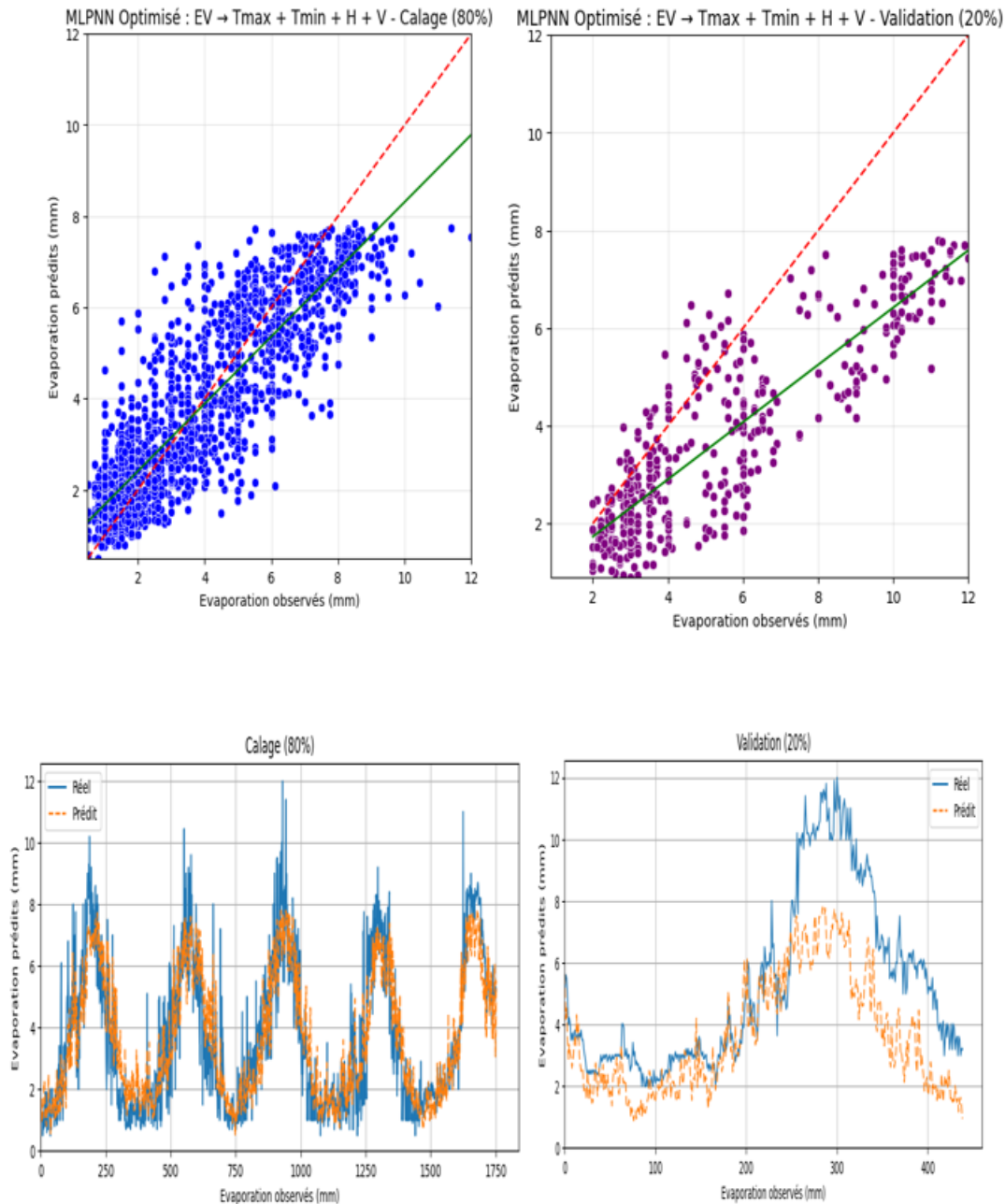


Figure IV.6. Nuages de points et séries temporelles des valeurs observées et simulées par le modèle MLPNN pour le scénario 80 % – 20 %

Les figures IV.4, IV.5 et IV.6 illustrent les performances du réseau de neurones artificiel multicouche optimisé (MLPNN) pour la modélisation de l'évaporation à partir des variables climatiques Tmax, Tmin, H et V, selon trois scénarios de partitionnement des données : 60/40%,

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

70/30 % et 80/20 % respectivement. L'analyse des nuages de points montre que, pour les trois scénarios, les points de calage se regroupent de façon relativement satisfaisante autour de la droite de régression (en vert), témoignant d'une bonne capacité du modèle MLPNN à reproduire les valeurs observées durant la phase d'apprentissage. Cependant, un écart persistant entre la droite de régression et la droite parfaite $y = x$ est observable, révélant une tendance du modèle à sous-estimer les valeurs élevées d'évaporation, particulièrement au-delà de 6 mm/jour. En phase de validation, la dispersion des points s'accroît progressivement d'un scénario à l'autre, avec une dégradation plus marquée pour le scénario 80/20 % (figure IV.6), où la faible proportion de données de validation semble limiter la représentativité de l'évaluation et exposer davantage les insuffisances de généralisation du modèle. L'examen des séries temporelles confirme ces observations : la courbe simulée (en orange) suit globalement la dynamique saisonnière de la courbe observée (en bleu) lors du calage, reproduisant avec une précision acceptable les cycles d'augmentation et de diminution de l'évaporation. Néanmoins, le modèle tend à lisser les fluctuations journalières et à sous-estimer l'amplitude des pics extrêmes, notamment en période estivale. En validation, cet écart entre valeurs simulées et observées s'amplifie, en particulier pour les scénarios 70/30 % et 80/20 %, où les courbes simulées peinent à suivre certaines phases transitoires et les pointes maximales, suggérant une capacité de généralisation du modèle MLPNN qui demeure perfectible malgré l'optimisation de son architecture.

IV.5. Discussion

La comparaison des performances des modèles MLPNN et MLR en phase de validation met en évidence des différences importantes en termes de capacité prédictive, de stabilité et de généralisation dans la modélisation de l'évaporation. Globalement, les deux approches parviennent à reproduire les tendances générales du phénomène, mais avec des niveaux de performance variables selon le type de modèle et le scénario de partitionnement des données. Sur le plan de la corrélation, le MLPNN présente des valeurs légèrement supérieures ($R = 0,831$ à $0,864$) par rapport au MLR ($R^2 = 0,822$ à $0,851$), ce qui confirme sa meilleure aptitude à capturer les relations non linéaires entre les variables climatiques (T_{max} , T_{min} , humidité et vent) et l'évaporation. Cette supériorité est particulièrement visible dans le scénario 80/20, où le MLPNN atteint sa meilleure performance en termes de corrélation, traduisant un ajustement

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

plus fin aux variations des données. Cependant, cette amélioration en corrélation ne s'accompagne pas systématiquement d'une meilleure robustesse globale.

L'analyse du coefficient de Nash–Sutcliffe (NSE) révèle en effet un comportement plus contrasté. Le MLPNN atteint sa meilleure performance en scénario 60/40 (NSE = 0,600), indiquant une bonne reproduction des dynamiques d'évaporation dans cette configuration, mais il subit une dégradation importante lorsque la proportion de données d'apprentissage augmente (NSE = 0,382 en 80/20). Cette baisse traduit une sensibilité accrue au surapprentissage, où le modèle s'adapte trop fortement aux données d'entraînement au détriment de sa capacité de généralisation. À l'inverse, le MLR présente une évolution plus régulière du NSE (0,587 à 0,401), montrant une stabilité plus homogène, bien que ses performances restent globalement inférieures dans le meilleur scénario.

Les indicateurs d'erreur confirment ces tendances. Le RMSE du MLPNN est le plus faible dans le scénario 60/40 (1,700), devant le MLR (1,728), ce qui indique une meilleure précision dans cette configuration optimale. Toutefois, cette performance se détériore progressivement dans les scénarios 70/30 et 80/20, où les erreurs augmentent significativement (jusqu'à 2,190), dépassant celles du MLR. Le même comportement est observé pour le MAE, où le MLPNN est plus performant uniquement en 60/40 (1,258 contre 1,288 pour le MLR), mais devient moins précis dans les autres scénarios, confirmant une perte de robustesse lorsque la proportion de données d'apprentissage est trop élevée.

L'analyse globale met ainsi en évidence un compromis classique entre complexité du modèle et capacité de généralisation. Le MLPNN, en tant que modèle non linéaire avancé, possède une meilleure capacité à apprendre les structures complexes et les interactions entre variables, ce qui explique ses meilleures performances dans le scénario 60/40. Cependant, cette flexibilité s'accompagne d'une plus grande sensibilité à la configuration des données, entraînant un risque de surajustement dans les scénarios moins équilibrés. Le MLR, bien que plus محدود dans sa représentation des relations non linéaires, offre une stabilité plus constante et une dégradation plus progressive des performances.

Ainsi, au regard de l'ensemble des indicateurs en validation, le modèle MLPNN associé au scénario 60/40 apparaît comme la configuration la plus performante, combinant à la fois une bonne précision, une capacité de reproduction des dynamiques d'évaporation et un compromis satisfaisant entre apprentissage et généralisation. Il représente donc le meilleur modèle pour la

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

prévision de l'évaporation dans le cadre de cette étude, tandis que le MLR constitue une alternative plus simple mais moins performante en termes de précision optimale.

Les performances du meilleur modèle retenu dans la présente étude, à savoir le MLPNN avec une répartition 60%-40%, ont été évaluées sur la base de plusieurs indicateurs statistiques. En phase d'entraînement, ce modèle a produit un coefficient de corrélation $R = 0,87$, un $NSE = 0,757$, un $RMSE = 1,176$ mm et un $MAE = 0,900$ mm, tandis qu'en phase de validation, les valeurs obtenues étaient $R = 0,837$, $NSE = 0,600$, $RMSE = 1,700$ mm et $MAE = 1,258$ mm. La comparaison de ces résultats avec ceux issus de la littérature scientifique révèle plusieurs points de convergence et de divergence notables. En premier lieu, nos résultats se révèlent supérieurs à ceux obtenus par Bruton et al. (2000), dont le meilleur modèle ANN n'a atteint en validation qu'un $R^2 = 0,717$ et un $RMSE = 1,11$ mm, confirmant ainsi la robustesse du modèle MLPNN développé dans le cadre de cette étude. De même, nos résultats surpassent ceux rapportés par Keskin et Terzi (2006), qui ont obtenu pour leur meilleur modèle ANN un $R^2 = 0,788$ en validation avec un $MSE = 0,006789$, les performances de notre modèle témoignant d'une meilleure capacité de généralisation. Par rapport aux travaux de Deswal et Pal (2008), qui ont reporté un coefficient de corrélation maximal de 0,960 et un $RMSE$ de 0,865 mm en entraînement avec une combinaison optimale de paramètres météorologiques, nos résultats en phase d'entraînement ($R = 0,87$, $RMSE = 1,176$ mm) s'avèrent légèrement inférieurs, ce qui peut s'expliquer par les spécificités climatiques et la complexité du contexte hydrologique propre à notre zone d'étude. En outre, nos résultats sont proches de ceux de Shirgure et Rajput (2011), qui ont obtenu en évaluation un $R^2 = 0,781$ et un $RMSE = 1,615$ mm/jour pour leur meilleur modèle ANN général, ce qui témoigne d'une performance comparable malgré la diversité des conditions climatiques considérées. Concernant les études menées dans des contextes arides et semi-arides, les résultats de Taher (2003) ont montré des performances particulièrement élevées avec un coefficient de corrélation atteignant 0,98 et un MSE de 0,00015, ce qui dépasse nos résultats ; cette différence s'explique toutefois par le fait que cette étude portait sur une estimation mensuelle de l'évaporation potentielle, une échelle temporelle naturellement plus favorable à la modélisation que l'échelle journalière adoptée dans notre étude. De même, Moghaddamnia et al. (2009) ont obtenu des performances très élevées avec leur modèle ANN ($R^2 = 0,97$ en entraînement comme en validation, $RMSE = 1,51$ mm),

CHAPITRE IV MODELISATION ET PREVISION DE L'EVAPORATION PAR DES TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

résultats qui surpassent les nôtres, mais qui s'appuient sur une sélection optimisée des variables d'entrée via le test Gamma, une procédure qui améliore considérablement la précision des modèles. En revanche, nos résultats sont similaires à ceux de Moghaddamnia et al. (2009) concernant leur modèle ANFIS, qui a enregistré un RMSE de 2,47 mm en validation, valeur comparable au RMSE de 1,700 mm obtenu par notre modèle MLPNN. De manière générale, la comparaison avec l'ensemble de ces travaux confirme que le modèle MLPNN développé dans cette étude présente des performances satisfaisantes et compétitives pour la prévision journalière de l'évaporation, et s'inscrit favorablement dans le panorama des approches d'intelligence artificielle appliquées à la modélisation hydrologique.

IV.6. Conclusion

Ce chapitre a porté sur la modélisation et la prévision de l'évaporation à partir de variables hydroclimatiques (T_{max} , T_{min} , humidité relative et vitesse du vent), en comparant deux approches : la régression linéaire multiple (MLR) et le perceptron multicouche (MLPNN), selon trois scénarios de partitionnement des données (60/40, 70/30 et 80/20).

Les résultats ont montré que le modèle MLPNN surpasse globalement le MLR grâce à sa capacité à capturer les relations non linéaires complexes entre les variables climatiques et l'évaporation. Le scénario 60/40 s'est révélé le plus robuste pour les deux modèles, offrant le meilleur compromis entre apprentissage et généralisation, tandis que le scénario 80/20 a engendré un surapprentissage notable. Le meilleur modèle retenu, le MLPNN 60/40, a affiché en validation des performances satisfaisantes ($R = 0,837$; $NSE = 0,600$; $RMSE = 1,700$ mm ; $MAE = 1,258$ mm), comparables aux résultats de la littérature scientifique. Néanmoins, une tendance à la sous-estimation des pics extrêmes d'évaporation a été observée pour les deux approches. Ces résultats confirment la pertinence des techniques d'apprentissage automatique pour la prévision de l'évaporation et ouvrent des perspectives d'amélioration par l'intégration de variables supplémentaires et d'architectures plus avancées.

Conclusion Générale

Au terme de ce travail de recherche consacré à la modélisation et à la prévision des pertes d'eau par évaporation à l'aide de techniques d'apprentissage automatique, plusieurs conclusions fondamentales peuvent être dégagées, apportant un éclairage à la fois scientifique et pratique sur la gestion des ressources hydriques du barrage de Koudiat Acredoune.

L'évaluation comparative de deux approches mathématiques pour la prévision de l'évaporation à partir de quatre variables d'entrée majeures : les températures extrêmes (T_{max} , T_{min}), l'humidité relative (H) et la vitesse du vent (V). Les modèles de Régression Linéaire Multiple (MLR) et de Perceptron Multicouche (MLPNN) ont été soumis à trois scénarios d'apprentissage distincts (60/40, 70/30 et 80/20).

L'analyse des résultats du modèle de référence linéaire (MLR) a mis en évidence une limite méthodologique majeure. Si le modèle MLR montre une stabilité relative et une bonne performance durant la phase d'apprentissage (avec des coefficients de détermination R oscillant entre 0,858 et 0,868), on assiste à une dégradation sensible de ses capacités prédictives lors de la phase de validation. Plus particulièrement, dans le scénario 80/20, le coefficient de Nash-Sutcliffe (NSE) s'effondre à une valeur critique de 0,401 en validation, tandis que l'erreur quadratique moyenne (RMSE) grimpe à 2,155 et l'erreur absolue (MAE) à 1,675. Cette incapacité notoire du modèle linéaire à généraliser ses prévisions lorsque la taille de l'échantillon de validation se restreint démontre rigoureusement que les dynamiques régissant l'évaporation ne peuvent être réduites à de simples approximations linéaires, les interactions hydroclimatiques étant intrinsèquement couplées et non linéaires.

À l'inverse, l'introduction des réseaux de neurones artificiels à travers le modèle MLPNN a permis de surmonter ces restrictions. En capturant efficacement les corrélations multi-échelles entre les forçages météorologiques et la surface évaporante, l'approche non linéaire offre des prévisions nettement plus robustes, stables et précises, confirmant la supériorité de l'apprentissage automatique par rapport aux méthodes empiriques et de régression standard. En somme, ce travail confirme que l'intégration de l'intelligence artificielle dans le domaine de l'ingénierie hydraulique algérienne constitue un puissant outil d'aide à la décision. Pour les

Conclusion Générale

gestionnaires, disposer d'un modèle prédictif neuronal fiable permet d'anticiper le fléchissement des stocks d'eau dû à l'évaporation et d'optimiser le calendrier des lâchers d'eau destinés à l'alimentation en eau potable de plus de 1,5 million d'habitants et à l'irrigation des 19 000 hectares des plaines des Issers et de la Mitidja.

Pour prolonger cette réflexion et consolider les acquis de cette étude, plusieurs perspectives de recherche méritent d'être envisagées à l'avenir. Tout d'abord, il serait particulièrement pertinent d'explorer des algorithmes plus avancés de Deep Learning, tels que les réseaux de neurones récurrents à mémoire longue (LSTM), afin de mieux prendre en compte l'effet de mémoire thermique des masses d'eau et la dépendance temporelle sérielle des chroniques de données. De plus, l'intégration du stockage thermique et de la télédétection, notamment par l'inclusion de la température de surface du plan d'eau (LST) dérivée d'images satellitaires (comme MODIS ou Landsat), permettrait de s'affranchir des biais liés à l'éloignement des stations météorologiques terrestres. Enfin, l'évaluation concrète des techniques de réduction de l'évaporation, à travers la simulation de l'impact économique et environnemental de dispositifs physiques ou de films mono-moléculaires, constituerait une suite logique pour proposer des solutions directes de préservation du capital hydrique de la retenue de Koudiat Acredoune.

Références Bibliographique

- Abbe, C. (1914). Prevention of fog. *Monthly Weather Review* (U.S. Weather Bureau), 42(2), 104.
- Ahsan, A., & al. (2011). Evaporation phenomenon inside a solar still: From water surface to humid air. In *Evaporation, Condensation and Heat Transfer*. <https://doi.org/10.5772/19921>
- Al-Hassoun, S. A., Mohammed, T. A., & Nurdin, J. (2009). Evaporation reduction from impounding reservoirs in arid areas using palm leaves. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, 4(4), 247–250.
- Al-Saud, M. I. (2010). Reduction of evaporation from water surfaces: Preliminary assessment for Riyadh region, Kingdom of Saudi Arabia. *Research Journal of Soil and Water Management*, 1(1), 5–9.
- Aldomany, M. (2017). Application des techniques de l'intelligence artificielle pour la modélisation des processus hydrologiques. Thèse de Doctorat, Spécialité : Hydraulique.
- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., & Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper No. 56, Rome, Italie.
- ANRH, 2016 : agence nationale des ressources hydriques
- Arnaud, P., & Lavabre, J. (1999). La modélisation de la relation pluie-débit. *Éléments d'hydrologie de surface*, Cemagref Éditions, France.
- Brutsaert, W. (2005). *Hydrology: An Introduction*. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- Barnes, G. T. (2008). Review: The potential for monolayers to reduce the evaporation from large water storages. *Agricultural Water Management*, 95, 339–353.
- Bazzani, G. M., Di Pasquale, S., Gallerani, V., & Viaggi, D. (2004). Irrigated agriculture in Italy and water regulation under the European Union water framework directive. *Water Resources Research*, 40(7), W07S04. <https://doi.org/10.1029/2003WR002201>
- Bengoechea, J. M., Pérez, J., Pérez-Parra, J., & López, J. G. (1991). Evaluación de las pérdidas de agua de riego en el Campo de Dalías, Almería. In *III Symposium sobre el agua en Andalucía*. Córdoba, Spain.
- Bisselink, B., Bernhard, J., Gelati, E., Adamovic, M., Guenther, S., Mentaschi, L., et al. (2020). Climate change and Europe's water resources. <https://doi.org/10.2760/15553>

Référence bibliographique

- BoM (Bureau of Meteorology). (2009). Average annual, monthly and seasonal evaporation. Australian Government.
- Bruton, J. M., McClendon, R. W., & Hoogenboom, G. (2000). Estimating daily pan evaporation with artificial neural networks. *Transactions of the ASAE*, 43(2), 491–496.
- Bruton, J. M., McClendon, R. W., & Hoogenboom, G. (2000). Estimating daily pan evaporation with artificial neural networks. *Transactions of the ASAE*, 43(2), 491–496. <https://doi.org/10.13031/2013.2730>
- Brutsaert, W. (1982). *Evaporation into the atmosphere: Theory, history and applications*. Springer.
- Castellano-Méndez, M., González-Manteiga, W., Febrero-Bande, M., Prada-Sánchez, J. M., & Lozano-Calderón, R. (2004). Modelling of the monthly and daily behaviour of the runoff of the Xallas River using Box–Jenkins and neural networks methods. *Journal of Hydrology*, 296, 38–58. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.03.029>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785–794). <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- Chitour, C. E. (2004). *Physico-chimie des surfaces*. Edition OPU, Alger.
- Chow, V. T., Maidment, D. R., & Mays, L. W. (1988). *Applied hydrology*. McGraw-Hill.
- Cleveland, W. S. (1979). Robust locally weighted regression and smoothing scatterplots. *Journal of the American Statistical Association*, 74(368), 829–836.
- Cleveland, W. S., & Devlin, S. J. (1988). Locally weighted regression: An approach to regression analysis by local fitting. *Journal of the American Statistical Association*, 83(403), 596–610.
- COYN et BELLIER barrage KoudietAcerdoun. « rapport sur l’auscultation » Maala le 08/04/2009.bureau d’ingénieurs conseils.
- COYN et BELLIER, Mars 2010. barrage KoudietAcerdoun « monographie », bureau d’ingénieurs conseils.
- Craig, I. P. (2005). *Loss of storage water due to evaporation: A literature review*. NCEA Publication, University of Southern Queensland.
- Craig, I., Aravinthan, V., Baillie, C., Beswick, A., Barnes, G., Bradbury, R., Connal, L., Coop, P., Fellows, C., Fitzmaurice, L., Foley, J., Hancock, N., Lamb, D., Morrison, P., Misra, R., Mossad, R., Pittaway, P., Prime, E., Rees, S., Schmidt, E., Solomon, D., Symes, T., & Turnbull, D. (2007).

Référence bibliographique

Evaporation, seepage and water quality management in storage dams: A review of research methods. *Environmental Health*, 7(3), 84–97.

Craig, I., Green, A., Scobie, M., & Schmidt, E. (2005). Controlling evaporation loss from water storages. National Centre for Engineering in Agriculture, University of Southern Queensland & Rural Water Use Efficiency Initiative, Queensland Department of Natural Resources and Mines. NCEA Publication No. 1000580/1.

Crow, F. R. (1963). The effect of wind on evaporation suppressing films and methods of modification. In *General assembly of Berkeley* (pp. 26–37). Gentbrugge, Belgium: International Association of Scientific Hydrology. (Publ. No. 62)

Dalton, J. (1802). Experimental essays on the constitution of mixed gases; on the force of steam or vapour from water and other liquids in different temperatures. *Manchester Literary and Philosophical Society Memoirs*, 5, 535–602.

Dawood, K. A., Rashid, F. L., & Hashim, A. (2013). Reduce evaporation losses from water reservoirs. *International Journal of Energy and Environmental Research*, 1(1), 23–29.

Deo, R. C., Samui, P., & Kim, D. (2016). Estimation of monthly evaporative loss using relevance vector machine, extreme learning machine and multivariate adaptive regression spline models. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 30, 1769–1784. <https://doi.org/10.1007/s00477-015-1143-8>

Deswal, S., & Pal, M. (2008). Artificial neural network based modeling of evaporation losses in reservoirs. *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*, 29, 279–283.

Dingman, S. L. (2015). *Physical Hydrology* (3ème édition). Waveland Press, Long Grove, Illinois, USA.

Dubief, J. (1949). *Travaux de l'Institut de recherches sahariennes* (Tome 6). Université d'Alger.

E. Davalo et P. Naim. "Des Réseaux de Neurones", Editions Eyrolles, deuxième édition, 1993.

Emma, M., Henry, D. J., & Yarovsky, I. (2012). Reducing water evaporation with monolayers: Field trials and polymer enhancement. *Journal of Water Resources Research*, 48, W08501.

F. Moutarde. "Introduction aux Réseaux de Neurones", Centre de Robotique CAOR), Ecole des Mines de Paris, Mai 2008.

Falamarzi, Y., Palizdan, N., Huang, Y. F., & Lee, T. S. (2014). Estimating evapotranspiration from temperature and wind speed data using artificial and wavelet neural networks (WNNs). *Agricultural Water Management*, 140, 26–36. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2014.03.015>

Référence bibliographique

Foulds, E. L., & Dressler, R. G. (1968). Performance of monolayer blends of odd and even carbon chain alcohols in water evaporation suppression. *Industrial & Engineering Chemistry Product Research and Development*, 7(1), 75–79.

Friedrich, K., Grossman, R. L., Huntington, J., Blanken, P. D., Lenters, J., Holman, K. D., et al. (2018). Reservoir evaporation in the Western United States: Current science, challenges, and future needs. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 99(1), 167–187. <https://doi.org/10.1175/bams-d-15-00224.1>

Fukuda, K., Kato, T., Machida, S., & Shimizu, Y. (1979). Binary mixed monolayers of polyvinyl stearate and simple long-chain compounds at the air/water interface. *Journal of Colloid and Interface Science*, 68(1), 82–95.

Gan, G., & Liu, Y. (2020). Heat storage effect on evaporation estimates of China's largest freshwater lake. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 125(19), e2019JD032334. <https://doi.org/10.1029/2019JD032334>

Hamilton, J. D. (1994). *Time series analysis*. Princeton University Press.

Hassan, R. M. A., Hekal, N. T. H., & Mansor, N. M. S. (2007). Evaporation reduction from Lake Nasser using new environmentally safe techniques. In *Eleventh International Water Technology Conference, IWTC11 2007 Sharm El-Sheikh, Egypt* (pp. 179–192).

Hassan, R. M. A., Hekal, N. T. H., & Mansor, N. M. S. (2007). Evaporation reduction from Lake Nasser using new environmentally safe techniques. In *Eleventh International Water Technology Conference (IWTC11)* (pp. 179–192). Sharm El-Sheikh, Egypt.

Helfer, F., Zhang, H., & Lemckert, C. (2009). *Evaporation reduction by windbreaks: Overview, modelling and efficiency*. City East, Qld: Griffith University.

Henry, D. J., Dewan, V. I., Prime, E. L., Qiao, G. G., Solomon, D. H., & Yarovsky, I. (2010). Monolayer structure and evaporation resistance: A molecular dynamics study of octadecanol on water. *The Journal of Physical Chemistry B*, 114(11), 3869–3878.

Horton, R. E. (1917). Rational studies of evaporation from free water surfaces. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 80, 1–66.

Hubert, P et Bendjoudi, H., 1995. Indépendance d'échelle de la distribution statistique des précipitations extrêmes. Ecole des Mines de Paris, Fontainebleau, France.

Iglesias, A., & Garrote, L. (2015). Adaptation strategies for agricultural water management under climate change in Europe. *Agricultural Water Management*, 155, 113–124. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2015.03.014>

Référence bibliographique

- Keskin, M. E., & Terzi, Ö. (2006). Artificial neural network models of daily pan evaporation. *Journal of Hydrologic Engineering*, 11(1), 65–70. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(2006\)11:1\(65\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2006)11:1(65))
- Keskin, M. E., & Terzi, Ö. (2006). Artificial neural network models of daily pan evaporation. *Journal of Hydrologic Engineering*, 11(1), 65–70. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(2006\)11:1\(65\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2006)11:1(65))
- Kettab, A. (2001). *Les ressources en eau en Algérie : Stratégies, enjeux et défis*. Office des Publications Universitaires (OPU), Alger, Algérie.
- Kumar, M., Raghuwanshi, N. S., & Singh, R. (2011). Artificial neural networks approach in evapotranspiration modeling: A review. *Irrigation Science*, 29, 11–25. <https://doi.org/10.1007/s00271-010-0230-8>
- Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. *Journal of Econometrics*, 54(1–3), 159–178. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(92\)90104-Y](https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90104-Y)
- Langmuir, I. (1916). The constitution and fundamental properties of solids and liquids. Part I. Solids. *Journal of the American Chemical Society*, 38(11), 2221–2295.
- Langmuir, I., & Schaefer, V. J. (1943). Rates of evaporation of water through compressed monolayers on water. *Journal of the Franklin Institute*, 235(2), 119–162.
- Lehner, B., Liermann, C. R., Revenga, C., Vörösmarty, C., Fekete, B., Crouzet, P., et al. (2011). High-resolution mapping of the world's reservoirs and dams for sustainable river-flow management. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 9(9), 494–502. <https://doi.org/10.1890/100125>
- Lei, T., et al. (2017). ADMET evaluation in drug discovery. Part 17: Development of quantitative and qualitative prediction models for chemical-induced respiratory toxicity. *Molecular Pharmaceutics*, 14(7), 2407–2421. <https://doi.org/10.1021/acs.molpharmaceut.7b00250>
- Lemzadmi, A., & Saidi, S. (2017). Analyse de la variabilité des paramètres hydro-climatiques et impact sur les ressources en eau. *Revue des Sciences de l'Eau / Journal of Water Science*.
- Mady, B., Lehmann, P., Gorelick, S. M., & Or, D. (2020). Distribution of small seasonal reservoirs in semi-arid regions and associated evaporative losses. *Environmental Research Communications*, 2(6), 061002. <https://doi.org/10.1088/2515-7620/ab92af>
- Maidment, D. R. (1993). *Handbook of Hydrology*. McGraw-Hill Professional, New York, USA.
- Makkink, G. F. (1957). Testing the Penman formula by means of lysimeters. *Journal of the Institution of Water Engineers*, 11, 277–288.

Référence bibliographique

- Malik, A., Kumar, A., & Kisi, O. (2017). Monthly pan-evaporation estimation in Indian central Himalayas using different heuristic approaches and climate-based models. *Computers and Electronics in Agriculture*, 143, 302–313. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.10.001>
- Mansfield, W. W. (1955). Influence of monolayers on the natural rate of evaporation of water. *Nature*, 175, 247–249.
- McMahon, T. A., Peel, M. C., Lowe, L., Srikanthan, R., & McVicar, T. R. (2013). Estimating potential evaporation—a review of methods. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(4), 1331–1363.
- Messenger, M. L., Lehner, B., Grill, G., Nedeva, I., & Schmitt, O. (2016). Estimating the volume and age of water stored in global lakes using a geostatistical approach. *Nature Communications*, 7(1), 13603. <https://doi.org/10.1038/ncomms13603>
- Meyer, A. F. (1915). Computing runoff from rainfall and other physical data. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 79, 1056–1155.
- Moghaddamnia, A., Ghafari Gousheh, M., Piri, J., Amin, S., & Han, D. (2009). Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. *Advances in Water Resources*, 32(1), 88–97. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2008.10.005>
- Montgomery, D. C. (2019). *Introduction to statistical quality control* (8th ed.). Wiley.
- Montgomery, D. C., & Runger, G. C. (2018). *Applied statistics and probability for engineers* (7th ed.). Wiley.
- Morton, F. I. (1979). Climatological estimates of lake evaporation. *Water Resources Research*, 15(1), 64–76. <https://doi.org/10.1029/WR015I001P00064>
- Musy, A. (2005). Cours d'hydrologie générale. Laboratoire d'Hydrologie et Aménagements (HYDRAM), École polytechnique fédérale de Lausanne. <https://echo2.epfl.ch/en/drologie/general/tmchapitres.html>
- ONM, 2020 : Office National de la Météorologie
- Penman, H. L. (1948). Natural evaporation from open water, bare soil and grass. *Proceedings of the Royal Society A*, 193(1032), 120–145.
- Penman, H. L. (1948). Natural evaporation from open water, bare soil and grass. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical and Physical Sciences*, 193(1032), 120–145.
- Plazzer, M. B., Henry, D. J., Yiapanis, G., & Yarovsky, I. (2011). Comparative study of commonly used molecular dynamics force fields for modeling organic monolayers on water. *The Journal of Physical Chemistry B*, 115(14), 3964–3971.

Référence bibliographique

- Priestley, C. H. B., & Taylor, R. J. (1972). On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. *Monthly Weather Review*, 100(2), 81–92.
- Ramsankaran, R. A. A. J., & Eldho, T. I. (2022). Sequential EnKF assimilation of sensitive soil moisture observations to improve streamflow estimation. <https://doi.org/10.22541/essoar.167214394.40529740/v1>
- Razali, N. M., & Wah, Y. B. (2011). Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests. *Journal of Statistical Modeling and Analytics*, 2(1), 21–33.
- Remini, B. (2005). L'envasement des barrages : Problématique et perspectives en Algérie. Office des Publications Universitaires (OPU), Alger, Algérie.
- Remini, B. (2005). L'évaporation des lacs de barrages dans les régions arides et semi-arides: Exemples algériens. *Larhyss Journal*, 4, 81–89.
- Remini, B., Achour, B., & Kechad, R. (2010). La foggara en Algérie : Un patrimoine hydraulique mondial. *Revue des Sciences de l'Eau*, 23(2), 105–117. <https://doi.org/10.7202/039903ar>
- Rideal, E. K. (1925). On the influence of thin surface films on the evaporation of water. *The Journal of Physical Chemistry*, 29(12), 1585–1588.
- Riou, C. (1971). Evaporation en bac et évapotranspiration potentielle: Expression de l'évaporation d'une petite nappe d'eau en fonction des données sous abri. *Bulletin of the International Association of Scientific Hydrology*, 16(2), 53–65.
- Roche, M. (1963). Hydrologie de surface. Gauthier-Villars; ORSTOM. http://horizon.documentation.ird.fr/exl-doc/pleins_textes/divers09-11/02081.pdf
- Rognon, P. (2000). Comment développer la recharge artificielle des nappes en régions sèches. *Sécheresse*, 11(4), 1–10.
- Rohwer, C. (1931). Evaporation from free water surfaces. USDA Technical Bulletin No. 271.
- Sari, A. (2009). L'hydrologie de surface. Houma, Alger.
- Seckler, D., Barker, R., & Amarasinghe, U. (1999). Water scarcity in the twenty-first century. *International Journal of Water Resources Development*, 15(1–2), 29–42. <https://doi.org/10.1080/07900629948916>
- Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52(3–4), 591–611. <https://doi.org/10.2307/2333709>

Référence bibliographique

Shirgure, P. S., & Rajput, G. S. (2011). Artificial neural network models for estimating daily pan evaporation [Communication orale]. 45th Annual Convention of ISAE and International Symposium on Water for Agriculture, Nagpur, Inde.

Shuttleworth, W. J. (2012). *Terrestrial Hydrology*. John Wiley & Sons, Chichester, UK.

Shuttleworth, W. J. (2012). *Terrestrial hydrometeorology*. Wiley-Blackwell.

Simko, A. J., & Dressler, R. G. (1969). Investigation of C20 to C25 fatty alcohols and blends as water evaporation retardants. *Industrial & Engineering Chemistry Product Research and Development*, 8(4), 446–450.

Sinha, S. K., Kumar, L., Srivastava, R., Thangamani, R., Kumar, S., Jha, S., & Luthra, P. K. (2006). *Evaporation control in reservoirs*. Central Water Commission, Basin Planning and Management Organisation, Government of India.

Skidmore, E., & Hagen, L. (1970). Evaporation in sheltered areas as influenced by windbreak porosity. *Agricultural Meteorology*, 7, 363–374.

Sudheer, K. P., Gosain, A. K., Mohana Rangan, D., & Saheb, S. M. (2002). Modelling evaporation using an artificial neural network algorithm. *Hydrological Processes*, 16(16), 3189–3202. <https://doi.org/10.1002/hyp.1096>

Taher, S. A. (2003). Estimation of potential evaporation: Artificial neural networks versus conventional methods. *Journal of King Saud University*, 17(1), 1–14.

Tezel, G., & Büyükyıldız, M. (2016). Monthly evaporation forecasting using artificial neural networks and support vector machines. *Theoretical and Applied Climatology*, 124, 69–80. <https://doi.org/10.1007/s00704-015-1408-3>

Timblin, L. O., Florey, Q. L., & Garstka, W. U. (1962). Laboratory and field reservoir evaporation reduction investigations being performed by the Bureau of Reclamation. In V. K. La Mer (Ed.), *Retardation of evaporation by monolayers: Transport processes* (pp. 177–192). New York: Academic Press.

Tojar-Hurtado, J.-C., Mena-Rodriguez, E., & Fernandez-Jimenez, M.-A. (2017). Spanish agriculture and water: Educational implications of water culture and consumption from the farmers' perspective. *Water*, 9(12), 964. <https://doi.org/10.3390/w9120964>

Touaibia, B., 2004. *Manuel pratique d'hydrologie*. Edition Madani. Blida. Algérie.

Tran, D. N., Prime, E. L., Plazzer, M., Leung, A. H., Yiapanis, G., Christofferson, A. J., ... & Solomon, D. H. (2013). Molecular interactions behind the synergistic effect in mixed monolayers of 1-octadecanol and ethylene glycol monooctadecyl ether. *The Journal of Physical Chemistry B*, 117(13), 3603–3612.

Référence bibliographique

- Wang, L., Kisi, O., Zounemat-Kermani, M., & Li, H. (2017). Pan evaporation modeling using six different heuristic computing methods in different climates of China. *Journal of Hydrology*, 544, 407–427. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.11.019>
- Wang, W., Lee, X., Xiao, W., Liu, S., Schultz, N., Wang, Y., et al. (2018). Global lake evaporation accelerated by changes in surface energy allocation in a warmer climate. *Nature Geoscience*, 11(6), 410–414. <https://doi.org/10.1038/s41561-018-0114-8>
- Webber, H., Ewert, F., Olesen, J. E., Müller, C., Fronzek, S., Ruane, A. C., et al. (2018). Diverging importance of drought stress for maize and winter wheat in Europe. *Nature Communications*, 9(1), 4249. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-06525-2>
- Weick, P. (2003). Instrumentation assessment for evaporation from dams (Bachelor of Engineering Research Project Dissertation). Faculty of Engineering and Surveying, University of Southern Queensland, Toowoomba, Australia.
- Woolway, R. I., Kraemer, B. M., Lenters, J. D., Merchant, C. J., O'Reilly, C. M., & Sharma, S. (2020). Global lake responses to climate change. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1(8), 388–403. <https://doi.org/10.1038/s43017-020-0067-5>
- Yao, X., Zhang, H., Lemckert, C., Brook, A., & Schouten, P. (2010). Evaporation reduction by suspended and floating covers: Overview, modelling and efficiency. Urban Water Security Research Alliance Technical Report, No. 28.
- Zhang, J., Zhu, Y., Zhang, X., Ye, M., & Yang, J. (2018). Developing a long short-term memory (LSTM) based model for predicting water table depth in agricultural areas. *Journal of Hydrology*, 561, 918–929. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.04.065>
- Zhao, G., & Gao, H. (2019). Estimating reservoir evaporation losses for the United States: Fusing remote sensing and modeling approaches. *Remote Sensing of Environment*, 226, 109–124. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.03.015>
- Zhao, G., Gao, H., & Cai, X. (2020). Estimating lake temperature profile and evaporation losses by leveraging MODIS LST data. *Remote Sensing of Environment*, 251, 112104. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112104>
- Zhao, G., Gao, H., & Kao, S.-C. (2021). The implications of future climate change on the blue water footprint of hydropower in the contiguous US. *Environmental Research Letters*, 16(3), 034003. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abd78d>

Référence bibliographique

Álvarez, V. M., Baille, A., Martínez, J. M. M., & González-Real, M. M. (2006). Effect of black polyethylene shade covers on the evaporation rate of agricultural reservoirs. *Spanish Journal of Agricultural Research*, 4(4), 280–288.

Álvarez, V. M., Baille, A., Martínez, J. M. M., & González-Real, M. M. (2006). Effect of black polyethylene shade covers on the evaporation rate of agricultural reservoirs. *Spanish Journal of Agricultural Research*, 4(4), 280–288.