

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR  
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



Université 20 Août 1955 Skikda

Faculté des Sciences

Département des Sciences Agronomiques



**Filière :** Sciences Agronomiques

**Option :** Aménagement Hydro-Agricole

**Mémoire de fin d'études :**

En vue de l'obtention du diplôme de Master II en Sciences Agronomiques

**Thème**

*Modélisation de l'évapotranspiration de Référence ( $ET_0$ ) par les  
Algorithms du Machine Learning: Développement Sur les plates  
Forme Anaconda & Spyder et R-Studio.*

**Présenté par :**

- Allalou Sirine
- Bougarouche Nourhane
- Cheikh Bassa Nouara
- Hadfi Amira

**Membres de Jury:**

Dr : SADOUNE Abdelaziz	(MCA) <b>Président</b>	Université du 20 Août 1955- Skikda
Mr : KHLFAOUI Hakim	(MAA) <b>Examineur</b>	Université du 20 Août 1955 - Skikda
Pr : HEDDAM Salim	(Pr.) <b>Promoteur</b>	Université du 20 Août 1955 - Skikda

**Année universitaire : 2023-2024**



# Dédicace

*Tout d'abord*

*Je remercie dieu de m'avoir donné le courage et la force pour achever la réalisation de ce travail*

*Je dédie ce modeste travail :*

*A celui qui a décoré mon nom des plus beaux titres, qui m'a soutenu sans limites et qui m'a donné gratuitement, à celui qui m'a appris que le monde est un combat et l'arme du savoir et du savoir, mon premier soutien sur mon chemin , mon soutien, ma force, et ma naissance après Dieu, ma fierté et ma fierté : mon père.*

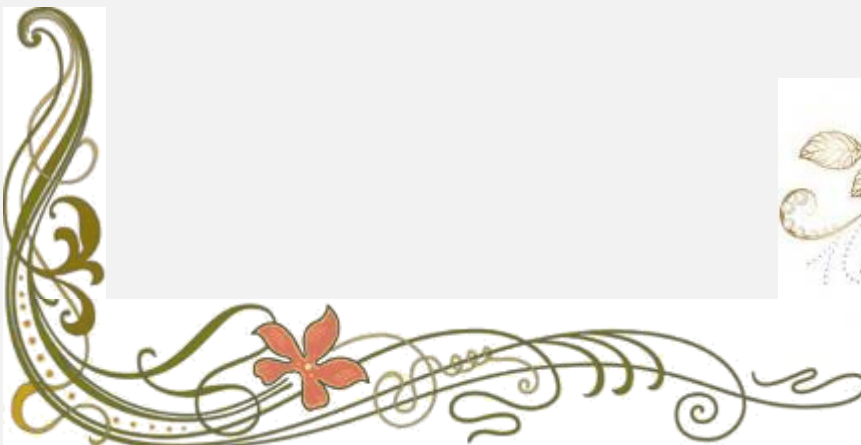
*A celle à qui Dieu a placé le paradis sous ses pieds, dont le cœur m'a embrassé entre ses mains et m'a facilité l'adversité par ses prières : ma mère.*

*A ceux que Dieu a fait de moi un soutien dans la vie : mes frères Ilham, Hamza et Ayman.*

*A tous mes amies et mes collègues.*

*Et à tous ceux qui m'ont aidé à compléter ce mémo.*

*AMIRA*





# Dédicace

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

*J'ai l'honneur de dédier ce modeste travail :*

*À mon cher père et à ma chère mère Que Dieu les protège  
et leurs offre la chance et le bonheur.*

*À mes très chers sœurs IMEN et HOUDA qui je  
souhaite un avenir radieux plein de réussite et bonheur*

*À toute ma famille.*

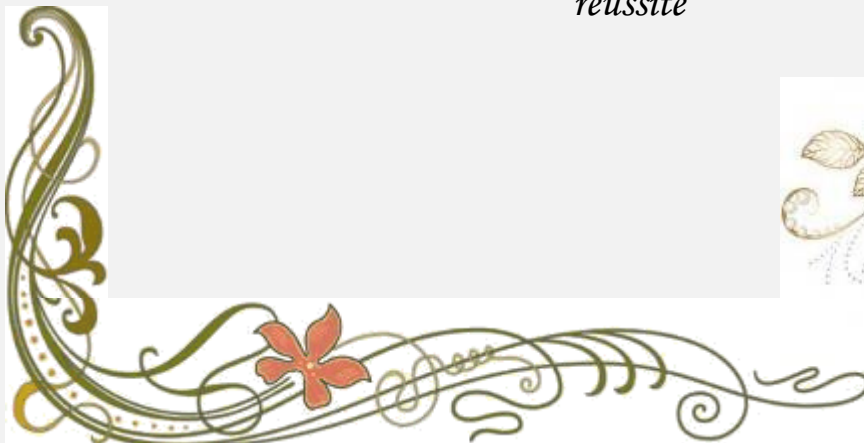
*À tout mes Amis et camarades qui me sont chers*

*Je remercie également tous mes professeurs et surtout  
mon encadreur Mr Heddoum Salime que je le respecte  
énormément*

*En un mot à tous les gens qui contribué ma réussite de  
près ou de loin.*

*Puisse Dieu vous donne santé, bonheur, et surtout  
réussite*

*Nouara*





# Dédicace

*Je dédie ce mémoire à mes chers parents qui ont été toujours à mes côtés et m'ont toujours soutenu tout au long de ces longues années d'études. En signe de reconnaissance, qu'ils trouvent ici, l'expression de ma profonde gratitude pour tout ce qu'ils ont consenti d'efforts et de moyens pour me voir réussir dans mes études.*

*A monsieur Heddam S, pour l'encadrement, ses nombreux conseils, son soutien ainsi que ses qualités humaines.*

*A toute ma famille, et surtout mon neveu Ilyane.*

*A toutes mes amies, et surtout Wiam et K Hawla.*

*Et A mes camarades Amira, Nouara, et Nourhane, je suis fière d'avoir passer des merveilleux moment, et d'avoir fait ce modeste travail avec eux.*

*Et à tous ceux qui aiment le bon travail et ne reculent pas devant les obstacles de la vie.*

SIRINE





# Dédicace

*J'ai le plaisir de dédier ce modeste travail :*

*A l'âme de mes deux pères dieu les accueille dans son  
paradis inchallah*

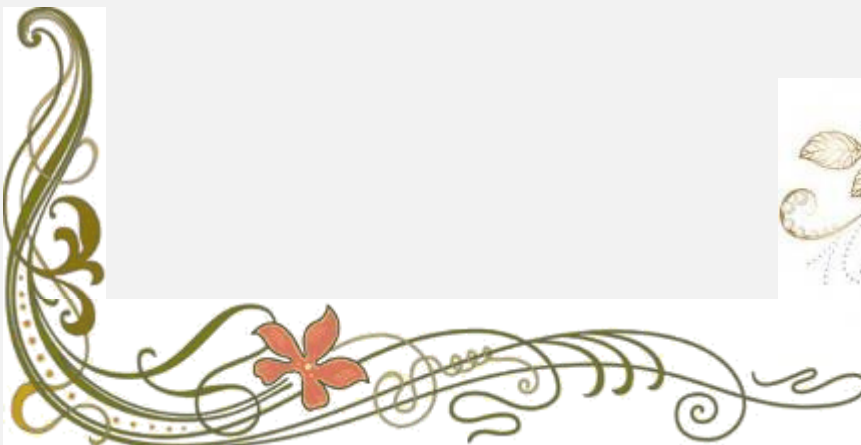
*A ma chère maman la meilleure maman au monde elle fait  
tout pour ma joie et ma réussite*

*A mes chères tantes et cousines*

*A mes petits cousins (Yousef, Ayhem, Mouatassef)*

*J'adresse aussi mes dédicaces à mes amis (Ines, yasmine,  
safa, Rayane et dhyae)*

*Nour-Hane*



# *Remerciement*

*Nous remercions tout d'abord Allah le tout puissant de nous avoir données la sante, la patience , la puissance et la volonté pour réalise ce mémoire.*

*Nous adressons, notre profonde gratitude et tout notre amour à nos parents, nos sœurs et frères, qui ont su nous faire confiance et nous soutenir en toutes circonstances, Nous tenons particulièrement à remercier notre encadreur MS. Heddami salim , professeur a l'université du 20 aout 1955 Skikda pour avoir accepté la charge d'être encadreur de ce mémoire ,Nous avons le grand plaisir de travailler sous votre direction, merci pour vos compréhensions et vos remarques, vos compétences professionnelles pour votre disponibilité, vos pertinents conseils votre patience et pour les efforts qu'il a consenti durant la réalisation de ce mémoire. Qu'il trouve ici l'expression de notre reconnaissance et de notre respect.*

*Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury d'avoir honoré notre soutenance de Master Merci pour votre présence.*

***Merci beaucoup***

## ملخص

خلال السنوات الأخيرة زاد بشكل كبير الاهتمام باستعمال نماذج الذكاء الاصطناعي وتوسعت استخداماتها لتشمل كل ما يرتبط بالحياة اليومية للإنسان. في مجال الري و العلوم الزراعية أصبح استعمال نماذج الذكاء الاصطناعي حتمية لا مفر منها و أصبحت الحاجة المتزايدة لإدخال و اقتراح استعمال هذه النماذج حتمية و ذات أهمية بالغة . تدخل هذه الدراسة في إطار تحضير مذكرة نهاية التخرج في اختصاص ماستر التهيئة المائية الفلاحية حيث قمنا بمحاولة تطبيق بعض نماذج الذكاء الاصطناعي من أجل اقتراح حلول بديلة و تطوير نماذج رياضية لحساب التبخر و النتج الكلي ETO. قمنا باستعمال نموذجان من الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) و هما : (i) الشبكة العصبية المتعددة الطبقات (MLPNN), (ii) شبكة الانحدار العصبي المعمم (GRNN), و (iii) نموذج الانحدار الخطي (MLR). من اجل تطوير النماذج الرياضية استعمالنا معطيات مناخية تخص اربع محطات وهي : سعيدة ,سوق اهراس ,معسكر, نعامة . على مستوى كل محطة قمنا بجمع بيانات يومية تمتد على طول مرحلة عشر سنوات (2004-2013) و تحتوي على البيانات التالية : (i) درجة الحرارة القصوى (Tmax), (ii) درجة الحرارة الدنيا (Tmin), (iii) سرعة الرياح (U<sub>2</sub>), (iv) الرطوبة النسبية (H%), (v) الاشعاع الشمسي (Sr), و التي استعملت كمدخل لنمذجة التبخر و النتج الكلي (E<sub>T0</sub>). قسمت قاعدة البيانات الى قسمين 70% من اجل تطوير وتدريب النموذج (Apprentissage) و 30% من اجل تقييم قدرة النموذج على التنبؤ الصحيح بالتبخر والنتج الكلي اليومي. قمنا باستعمال مجموعة من معايير التحقق الاحصائي (Evaluation statistique) و التي هي : (i) معامل الارتباط (R), (ii) معامل كفاءة (NES), (iii) متوسط الخطأ المطلق (MAE), (iv) و الجذر التربيعي لمربع الخطأ (RMSE). من اجل التعرف على تأثير مختلف المتغيرات المناخية على استجابة النموذج الرياضي. قمنا بالمقارنة ما بين اثنا عشرة نموذج بتشكيلات مختلفة للمتغيرات المناخية. اثبت النتائج المتحصل عليها قدرة GRNN , MLPNN بدقة ممتازة وتجاوزت نموذج المنحدر الخطي (MLR) وكانت الحسابات ذات دقة تنبئية عالية حيث وصل معامل الارتباط (R) و معامل كفاءة (NSE) 0.99 و 0.97. تعتبر النتائج المتحصل عليها جد مشجعة وتفتح افاق مستقبلية واعدة.

### الكلمات المفتاحية:

تبخر و النتج الكامل

نماذج الذكاء الاصطناعي

محطات مناخية

متغيرات مناخية

درجة الحرارة

سرعة الرياح

سرعة الرياح

الرطوبة النسبية

الاشعاع الشمسي

## Résumé

Ces dernières années, l'intérêt pour l'utilisation des modèles d'intelligence artificielle (IA) a augmenté de façon spectaculaire et leur utilisation s'est étendue à tout ce qui est lié à la vie quotidienne des êtres humains. Dans le domaine de l'irrigation et des sciences agricoles, l'utilisation des modèles d'intelligence artificielle est devenue inévitable et le besoin croissant d'introduire et de proposer l'utilisation de ces modèles est d'une grande importance. Cette étude fait partie de la préparation du mémoire de fin d'études dans le Master d'aménagement hydro-agricole, où nous avons essayé d'appliquer certains modèles d'intelligence artificielle pour proposer des solutions alternatives et développer des modèles mathématiques pour calculer l'évapotranspiration de référence ( $ET_0$ ). Nous avons utilisé deux modèles de réseaux neurones artificiels (ANN) (i): Multi layer Perceptron Neural Network (MLPNN), (ii) Generalized Neural Régression Network (GRNN), et (iii) les modèles à base de régression linéaire multiple (MLR). Pour développer les modèles nous avons utilisé les données climatiques de quatre stations, à savoir: SAIDA, SOUK AHRAS, MASCARA, NAAAMA. Au niveau de chaque station nous avons collecté des données journalières couvrant une période de dix ans (2004-2013) contenant les variables suivantes: la température maximale ( $T_{max}$ ), température minimale ( $T_{min}$ ), vitesse du vent ( $U_2$ ), humidité relative (H%) et rayonnement solaire (SR), qui ont été utilisées comme données d'entrée pour la modélisation de l'évapotranspiration de référence ( $ET_0$ ). La base de données a été divisée en deux parties, 70% pour le développement et l'optimisation du modèle et 30% pour la validation des résultats. Nous avons utilisé un ensemble de critères de validation numérique à savoir: Coefficient de corrélation (R), le critère d'efficacité de Nash (Nash-Sutcliffe efficiency NSE), erreur absolue moyenne (MAE), et la racine carrée de l'erreur moyenne (RMSE). Afin de reconnaître l'effet des différentes variables climatiques sur la réponse du modèle, nous avons comparé douze modèles avec différentes combinaisons de variables climatiques. Les résultats obtenus ont montré que l' $ET_0$  peut être prédite avec une excellente précision et supérieure aux modèles MLR. Les calculs avaient une grande précision prédictive avec un coefficient R et un critère NSE de 0.99 et 0.97. Les résultats obtenus sont très encourageants et offrent des perspectives d'avenir prometteuses.

### Mots-Clés.

Evapotranspiration  
Modèles d'intelligence artificielle  
Stations climatiques  
Variables climatiques  
Température de l'air  
Vitesse du vent  
Humidité relative  
Rayonnement solaire

## **Abstract**

In the present study, which is the final dissertation of Hydro-Agricultural Development Master, various machine learning based artificial intelligence (AI) models were applied and compared for modelling daily references evapotranspiration ( $ET_0$ ). Three models were compared namely, multilayer perceptron neural network (MLPNN), generalised neural regression network (GRNN) and the multiple linear regression models (MLR). All models were developed using data collected from four climatic stations namely, Saida, Souk Ahras, Mascara, Naâma, located in Algeria country. For each station, we use data collected from 2004 to 2013 and measured at daily time step for which 70% of the data are used for models calibration (training) and the remaining 30% for models validation. For developing the models we use maximal temperature ( $T_{max}$ ), minimal temperature ( $T_{min}$ ), relative humidity ( $H\%$ ), wind speed ( $U_2$ ), and solar radiation (SR). all models were compared using the correlation coefficient ( $R$ ), the Nash-Sutcliffe efficiency (NSE), mean absolute error (MAE), and the root mean square error (RMSE). Furthermore, we have compared between various input combination and the obtained results have demonstrated the superiority of the GRNN and MLPNN models compared to the MLR models. The obtained results in the present study have demonstrated the utility of the AI models for water resources management.

## **Keywords**

Evapotranspiration  
Artificial intelligence models  
Modelling  
MLPNN  
GRNN  
MLR  
Climatic variables  
Air temperature  
Wind speed  
Wind speed  
Relative humidity  
Solar radiation



## *Liste Des Figures*

<i>Chapitre I</i>	<b>Page</b>
<b>Figure I.1.</b> Représentation du cycle de l'eau	05
<b>Figure I.2.</b> Le processus d'évapotranspiration	07
<b>Figure I.3.</b> L'évapotranspiration réelle actuelle comparée à évaporation potentielle	08
<b>Figure I.4.</b> Évaporation et évapotranspiration potentielle et réelle	09
<b>Figure I.5.</b> Représentation de l'évapotranspiration de référence « ET0 »	10
<b>Figure I.6.</b> Mesure de l'évapotranspiration réelle par lysimètre	12
<b>Figure I.7.</b> Schéma d'un évapotranspiromètre	12
<b>Figure I.8.</b> Eddy corrélation, à gauche schéma théorique à droite photo de l'appareil	13
<b>Figure I.9.</b> (A) Bac d'évaporation et (B) Bac d'évaporation au barrage d'El Kenitra, dans la commune d'Oum Toub (ouest de Skikda)	14
<b>Figure I.10.</b> Évaporomètre Pécher	14
<b>Figure I.11.</b> Thermomètre à sonde électrique instrument mesurant la vitesse du vent	16
<b>Figure I.12.</b> Anémomètre instrument mesurant la vitesse du vent	17
<b>Figure I.13.</b> Appareil de mesure du rayonnement solaire "l'héliographe " au barrage d'El Kenitra, dans la commune d'Oum Toub (ouest de Skikda)	18
<b>Figure I.14.</b> Impact des principaux agro-météo sur l'évapotranspiration	18
<b>Figure I.15.</b> Divers instruments météorologiques de base	19
<i>Chapitre II</i>	
<b>Figure II.1.</b> Situation géographique de la zone d'étude	21
<b>Figure II.2.</b> matrice de corrélation entre les différents variable climatique	23
<b>Figure II.3.</b> Importation des données et ouverture du fichier sur R-Studio	25
<b>Figure II.4.</b> vérification du nom du fiche qui contient es donne et Exécution du logiciel	26
<b>Figure II.5.</b> . Affichage des résultats des critères (A) pour training (B) de validation	26
<i>Chapitre III</i>	
<b>Figure III.1.</b> Quelques définitions de l'intelligence artificielle, organisées en quatre catégories	30
<b>Figure III.2.</b> Représentation des différents types d'intelligence artificielle	31
<b>Figure III.3.</b> Les réseaux de neurones artificiels	33
<b>Figure III.4.</b> Représentation d'un neurone biologique	34
<b>Figure III.5.</b> Similitude entre un neurone biologique et artificiel	35
<b>Figure III.6.</b> Principe de fonctionnement d'un d'un neurone artificiel	36
<b>Figure III.7.</b> Schéma d'un perceptron	36
<b>Figure III.8.</b> Architecture du MPLNN	37
<b>Figure.III.9.</b> Architecture du GRNN	38
<b>Figure.III.10.</b> présentation de ANACONDA	41

<b>Figure III.11.</b> Présentation de spyder	42
<b>Figure III.12.</b> synoptiue de la modélisation proposée en forme de flowchart générale	44
<b>Figure III.13.</b> Lancement du Spyder a partir de ANACONDA et lecture du fichier	44
<b>Figure III.14.</b> Exécution du code python pour le modèle sélectionner :GRNN et MLPNN	45
<b>Figure III.15.</b> Affichage des Résultat (Training et Validation ) sur fichier Excel	45
<b>Chapitre IV</b>	
<b>Figure IV.1.</b> Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET <sub>0</sub> en phase de validation: Station de Mascara& modèles MLR	50
<b>Figure IV.2.</b> Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de L'ET <sub>0</sub> en phase de validation: Station de Mascara& modèles MLPNN	51
<b>Figure IV.3.</b> Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de L'ET <sub>0</sub> en phase de validation: Station de Mascara& modèles GRNN	52
<b>Figure IV.4.</b> Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de L'ET <sub>0</sub> en phase de validation: Station de Naâma & modèles MLR	55
<b>Figure IV.5.</b> Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET <sub>0</sub> en phase de validation: Station de Naâma & modèles MLPNN	56
<b>Figure IV.6.</b> Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET <sub>0</sub> en phase de validation: Station de Naâma & modèles GRNN	57
<b>Figure IV.7.</b> Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET <sub>0</sub> en phase de validation: Station de Saïda & modèles MLR	60
<b>Figure IV.8.</b> Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET <sub>0</sub> en phase de validation: Station de Saïda & modèles MLPNN	61
<b>Figure IV.9.</b> Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET <sub>0</sub> en phase de validation: Station de Saïda & modèles GRNN	62
<b>Figure IV.10.</b> Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET <sub>0</sub> en phase de validation: Station de Souk-Ahras & modèles MLR	65
<b>Figure IV.11.</b> Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET <sub>0</sub> en phase de validation: Station de Souk-Ahras & modèles MLPNN	66
<b>Figure IV.12.</b> Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET <sub>0</sub> en phase de validation: Station de Souk-Ahras & modèles GRNN	67

---

## *Liste des Tableaux*

---

### *Chapitre I :*

---

Tableau I.1. Classification des méthodes de mesure-estimation de l'évapotranspiration à l'échelle de la parcelle	11
--	----

---

### *Chapitre II :*

---

Tableau II.1. Présentation des sites utilisés durant la modélisation de l'ET <sub>0</sub>	21
Tableau II.2. Paramètres statistiques de la base de données utilisée: modélisation de l'ET <sub>0</sub>	22
Tableau II.3. Structure des modèles utilisés	24

---

### *Chapitre III :*

---

Tableau III .1 Comparaison des réseaux de neurones naturels et artificiels	35
Tableau III .2. langage Python	43

---

### *Chapitre IV :*

---

Tableau IV.1. Performances des différents modèles: Station de Mascara	49
Tableau IV.2. Performances des différents modèles: Station de Naâma	54
Tableau IV.3. Performances des différents modèles: Station de Saïda	59
Tableau IV.4. Performances des différents modèles: Station de Souk-Ahras	64

---

# SOMMAIR

<b>Introduction Générale.....</b>	<b>1</b>
-----------------------------------	----------

## ***Chapitre I : Généralités Sur L'évapotranspiration de Référence (ET0)***

I.1.Introduction.....	4
I.2. Le cycle hydrologique.....	4
I.3. Description des composantes du cycle hydrologique.....	5
I.3.1. Les précipitations.....	5
I.3.2.L'évaporation.....	6
I.3.3.L'évapotranspiration.....	6
I.3.4.L'interception .....	6
I.3.5. Le ruissellement ou écoulement de surface.....	6
I.3.6.L'infiltration.....	6
I.3.7.La percolation .....	6
I.3.8.L'évapotranspiration.....	6
I.3.8.1.Évapotranspiration du sol et des plantes.....	7
I.3.8.2.Évapotranspirationpotentielle (ETP).....	8
I.3.8.3. Évapotranspiration réelle.....	8
I.4. L'évapotranspiration de référence (ET0).....	9
I.4.1.Définition de L'évapotranspiration de référence (ET0) .....	9
I.4.2. Les mesures directes de L'évapotranspiration de référence (ET0).....	11
I.4.3. Les mesures indirectes de l'ET0 : FAO Penman équation .....	15
I.4.4. Facteurs climatiques influençant de l'ET0 .....	16
I.5.Conclusion .....	19

## ***Chapitre II :Présentation de la Zone d'Étudeet Description de la Base de Données Utilisée***

II.1.Introduction .....	21
II.2. Présentation et description des données utilisées.....	21
II.2.1. Situation géographique des stations climatiques utilisées.....	21
II.2.2. Statistiques descriptives .....	22
II.3.Évaluation des performances des modèles .....	23
II.4. Calculs des critères de pereformances avec HydroGOF et R-STUDIO.....	25
II.4.1.Définition de l' HydroGOF .....	25
II.4.2.Installation et Chargement du package .....	25
II.4.3.Préparation des données.....	25
II.4.4.Affichage des Résultats.....	26
II.5.Conclusion .....	27

## ***Chapitre III : Présentation des Modèles de Machine Learning (ML)***

III.1.Introduction .....	29
III.2.Conception de base de l'intelligence artificielle.....	29

III.2.1. Historique de l'intelligence artificielle .....	29
III.2.2. Définition de l'intelligence artificielle .....	30
III.3. Machine Learning (ML) .....	31
III.4. Les réseaux de neurones artificiels.....	32
III.4.1. Structure des Réseaux de Neurones Artificiels .....	32
III.4.2. Type de Réseaux de Neurones.....	33
III.4.2.1. Réseaux de neurones non boucles.....	33
III.4.2.1. Réseaux de neurones boucles.....	33
III.5. Du neurone biologique aux réseaux de neurones formels .....	34
III.5.1. neurone biologique.....	34
III.5.2. Les neurone Artificiels.....	35
III.5.3. Le perceptron .....	36
III.5.4. Le perceptron multicouche (MPLNN) .....	37
III.5.5. Réseau de neurones de régression généralisée (GRNN) .....	37
III.6. La régression linéaire multiple .....	38
III.7. Les techniques d'apprentissage du machine learning.....	39
III.7.1. Apprentissage supervisé .....	39
III.7.2. Apprentissage non supervisé .....	40
III.7.3. Répartition des données et apprentissage et validation .....	40
III.8. Développement des modèles sur la plateforme ANACONDA .....	40
III.8.1. Présentation de la plateforme ANACONDA .....	40
III.8.2. Présentation de l'environnement de développement Spyder .....	41
III.9. Étapes de développement des modèles ET0 avec Spyder et Anaconda.....	43
III.10. Conclusion .....	46

---

## ***Chapitre IV : Résultats et Interprétation***

---

IV.1. Introduction .....	47
IV.2. Modélisation de l'ET0 à Pas de Temps Journalière & Station de Mascara .....	47
IV.3. Modélisation de l'ET0 à Pas de Temps Journalière & Station de Naâma .....	53
IV.4. Modélisation de l'ET0 à Pas de Temps Journalière & Station de Saïda .....	58
IV.5. Modélisation de l'ET0 à Pas de Temps Journalière & Station de Souk-Ahras .....	63
IV.6. Conclusion .....	68

---

<b>Conclusion générale.....</b>	<b>69</b>
---------------------------------	-----------

# 1 *Introduction Générale*

2  
3 L'un des facteurs les plus importants en agriculture est la disponibilité de l'eau. L'eau  
4 est fournie aux cultures naturellement grâce aux précipitations, mais lorsque ces  
5 approvisionnements s'avèrent pour être inadéquats à l'usage des cultures, les producteurs doivent  
6 recourir à l'irrigation. La disponibilité de l'eau est également un variable critique pour  
7 pratiquement toutes les autres activités économiques. Pour planifier correctement l'irrigation, un  
8 agriculteur doit estimer correctement la demande en eau par des calculs appropriés des besoins en  
9 eau d'irrigation. Pour l'agriculteur, cela se produit principalement à travers la quantification de  
10 l'évapotranspiration (ET). L'évapotranspiration (ET) est une composante importante du cycle  
11 hydrologique et partie intégrante de la gestion des ressources en eau. L'ET exprime la perte d'eau  
12 vers l'atmosphère par évaporation de la surface du sol et par transpiration des stomates des  
13 feuilles des plantes. Ce processus compliqué dépend de plusieurs variables climatiques. Pour ces  
14 raisons, il est impératif d'améliorer l'efficacité de l'utilisation de l'eau. Une estimation précise de  
15 l'ET permet un calcul correct de la répartition de l'eau, de la planification et de l'allocation de  
16 l'eau. Il existe plusieurs méthodes pour les mesures directes de l'ET sur sites, comme par  
17 exemple les Lysimeters. Bien que ces méthodes puissent fournir une estimation précise de l'ET,  
18 certaines inconvénients existent: l'installation et l'entretien fastidieux, et il est également difficile  
19 d'utiliser les lysimeters dans de vastes zones.

20  
21 Pour simplifier l'estimation de l'EP, des modèles empiriques ont été proposés et une  
22 modification du concept de l'EP est certainement l'évapotranspiration de référence  $ET_0$ .  
23 L'équation de Penman-Monteith (PM) est un modèle empirique proposé pour l'estimation de  
24 l'évapotranspiration de référence  $ET_0$ . Cependant, cette méthode nécessite une grande quantité de  
25 données climatiques qui ne sont pas disponibles ensemble dans la majorité des stations climatiques.  
26 Afin d'améliorer encore les techniques d'estimation de l' $ET_0$ , les chercheurs se sont orientés vers  
27 les techniques à base d'intelligence artificielle (IA). Ces techniques utilisent le principe de  
28 "Machine Learning" basé sur le concept d'apprentissage. Cela implique, qu'on doit faire  
29 apprendre à un modèle la connaissance nécessaire entre un ensemble de données dites "Inputs"  
30 et une variable de sortie à modéliser dite "Output". Cependant, l'utilisation des techniques à

31 base d'intelligence artificielle (IA) nécessite la disposition des bases de données sur de longue  
32 période d'enregistrement.

33  
34 Le présent travail qui entre dans le cadre de la préparation de mémoire de master en  
35 Aménagement Hydro-Agricole entre dans le cadre de l'utilisation des techniques à base IA pour  
36 l'estimation de l' $ET_0$ . Le premier objectif de cette mémoire est d'estimer l' $ET_0$  à partir de  
37 données climatiques en utilisant trois approches : (i) les réseaux de neurones de type perceptron  
38 multicouche (MLPNN), (ii) les réseaux de neurones à régression généraliser (GRNN), et (iii) les  
39 modèles de régression linéaire multiple (MLR). Le deuxième objectif est de comparer les  
40 performances des modèles développés en utilisant ces trois algorithmes, par l'examen de plusieurs  
41 combinaisons des données climatiques. Le troisième objectif est d'évaluer quelle combinaison qui  
42 a le plus d'influence sur l'estimation de  $ET_0$  par l'utilisation de technique graphique et le calcul  
43 des performances numériques. Nous avons adopté le plan de travail suivant :

- 44
- 45 1. On commence par une introduction générale pour exposer la problématique à étudier
  - 46 2. Dans le premier chapitre nous avons présenté des généralités sur le cycle hydrologique, les  
47 différentes variables climatiques ainsi que les concepts de bases de l'évapotranspiration de  
48 références ( $ET_0$ ).
  - 49 3. Dans le deuxième chapitre nous avons présenté les données climatiques utilisées pour le  
50 développement des modèles, ainsi qu'une description sommaire des stations climatiques  
51 sélectionnées dans la présente étude.
  - 52 4. Les concepts de bases de l'intelligence artificielle ainsi que les modèles à base de réseaux de  
53 neurones artificiels ont été présentés en détails dans le chapitre trois.
  - 54 5. Le quatrième et dernier chapitre est réservé à la présentation détaillée des résultats obtenus  
55 par les différents modèles, ainsi qu'une évaluation et comparaison à base de critères numériques et  
56 graphiques.
  - 57 6. Enfin une conclusion générale.

1  
2  
3  
4  
5  
6  
7  
8  
9  
10  
11  
12  
13  
14  
15  
16  
17  
18  
19  
20  
21  
22  
23  
24  
25  
26  
27  
28  
29  
30  
31  
32  
33

***ChapiteI :Généralités SurL'évapotranspiration de  
Référence (ET<sub>0</sub>)***

---

## 34 **I.1.Introduction**

35 Le cycle hydrologique est un processus vital qui régule la circulation de l'eau à travers  
36 l'atmosphère, Comprendre les composantes de ce cycle, en particulier l'évapotranspiration, est  
37 essentiel pour une gestion efficace des ressources en eau et une agriculture durable.

38 Dans ce chapitre, nous explorerons les différentes composantes du cycle hydrologique, en  
39 mettant un accent particulier sur l'évapotranspiration. Nous commencerons par décrire les  
40 éléments clés du cycle hydrologique, tels que la vitesse du vent, l'humidité relative, la  
41 radiation solaire, les températures de l'air, les précipitations et enfin, l'évapotranspiration elle-  
42 même. Nous aborderons ensuite l'évapotranspiration de référence (ET<sub>0</sub>), un concept essentiel  
43 dans la quantification de la perte d'eau des sols et des cultures. Nous définirons l'ET<sub>0</sub> et  
44 discuterons des différentes méthodes de mesure, notamment les mesures directes et indirectes,  
45 en mettant en évidence l'équation de Penang-Monteith de la FAO comme une méthode  
46 largement acceptée pour estimer l'ET<sub>0</sub>.

47 De plus, nous examinerons les facteurs climatiques qui influencent l'ET<sub>0</sub>, soulignant  
48 l'importance de comprendre ces variables pour interpréter correctement les estimations  
49 d'évapotranspiration.

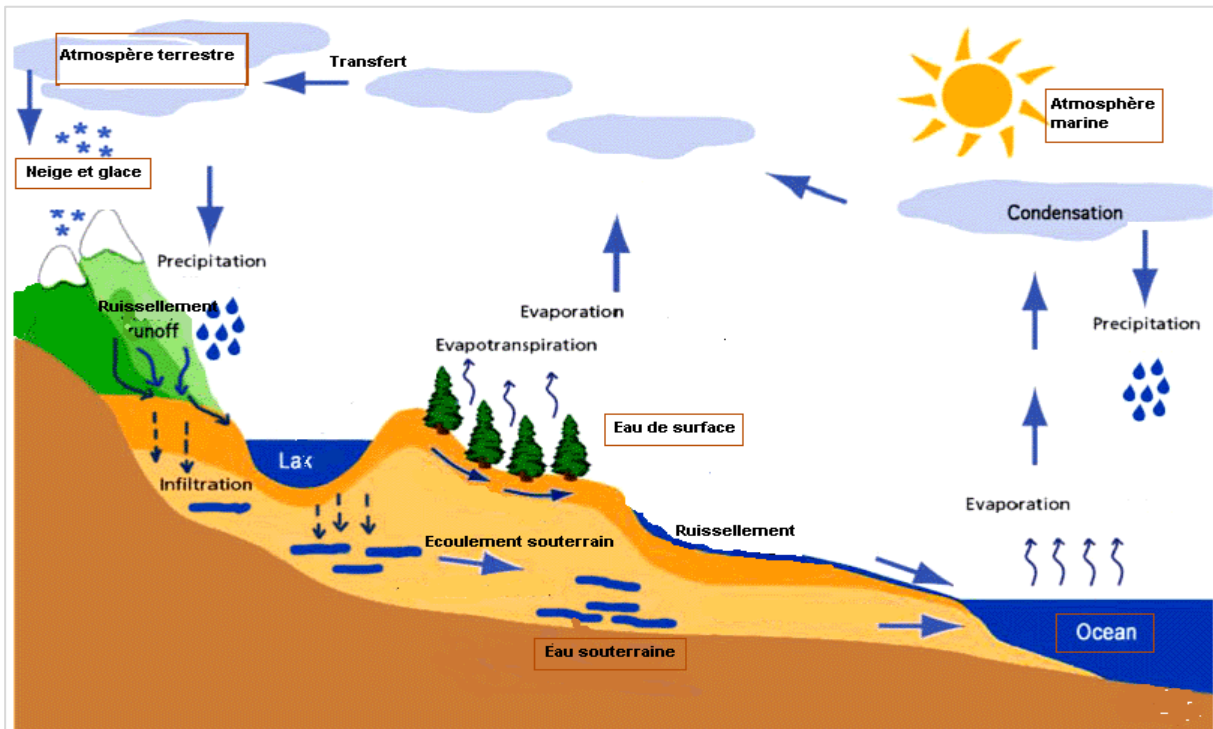
50 Enfin, cette introduction vise à établir le contexte sur l'estimation du ET<sub>0</sub> estimation qui  
51 repose sur des modèles empiriques ou physiques basés sur des données météorologiques telles  
52 que la température, l'humidité et la radiation solaire. Cependant, avec les avancées récentes  
53 dans le domaine de l'intelligence artificielle (IA) et du machine Learning, il est devenu  
54 possible d'exploiter ces techniques pour améliorer la précision des prévisions d'ET<sub>0</sub> pour  
55 explorer plus en détail sur le concept de l'intelligence artificielle (IA) dans les chapitres  
56 suivants, , nous explorerons l'utilisation de l'IA, en particulier des réseaux de neurones  
57 artificiels (RNA), pour la prévisionnel la modélisation et l'estimation de l'ET<sub>0</sub> .

## 58 **I.2. Le cycle hydrologique**

59 Le cycle hydrologique est un concept qui englobe les phénomènes du mouvement et du  
60 renouvellement des eaux sur la terre (Figure.I.1) , Le cycle hydrologique n'a donc ni  
61 commencement, ni fin. Sous l'effet du rayonnement solaire, l'eau évaporée à partir du sol, des  
62 océans et des autres surfaces d'eau, entre dans l'atmosphère. L'élévation d'une masse d'air  
63 humide permet le refroidissement général nécessaire pour l'amener à saturation et provoquer  
64 la condensation de la vapeur d'eau sous forme de gouttelettes constituant les nuages, en

65 présence de noyaux de condensation. Puis la vapeur d'eau, transportée et temporairement  
 66 emmagasinée dans les nuages, est restituée par le biais des précipitations aux océans et aux  
 67 continents. Une partie de la pluie qui tombe peut être interceptée par les végétaux puis être  
 68 partiellement restituée sous forme de vapeur à l'atmosphère. La pluie non interceptée atteint le  
 69 sol. Suivant les conditions données, elle peut alors s'évaporer directement du sol, s'écouler en  
 70 surface jusqu'aux cours d'eau (ruissellement de surface) ou encore s'infiltrer dans le sol. Il  
 71 peut aussi y avoir emmagasinement temporaire de l'eau infiltrée sous forme d'humidité dans le  
 72 sol, que peuvent utiliser les plantes. Il peut y avoir percolation vers les zones plus profondes  
 73 pour contribuer au renouvellement des réserves de la nappe souterraine.. L'évaporation à  
 74 partir du sol, des cours d'eau, et la transpiration des plantes complètent ainsi le cycle.  
 75 (ZOUITA .N, 2018)

76



77

Figure I.1. Représentation du cycle de l'eau

78

79

### I.3. Description des composantes du cycle hydrologique

80

Les éléments qui composent le cycle de l'eau sont respectivement :

81

82 **I.3.1. Les précipitations** : eaux météoriques qui tombent sur la surface de la terre, sous  
 83 forme liquide (bruine, pluie, averse) et / ou solide (neige, grésil, grêle) ainsi que les  
 84 précipitations déposées ou occultes (rosée, gelée blanche, givre,...).

85 **I.3.2.L'évaporation** : passage de la phase liquide à la phase vapeur, il s'agit de  
86 l'évaporation physique.

87 **I.3.3. L'évapotranspiration** : englobe les processus d'évaporation et de transpiration de  
88 la végétation

89 **I.3.4. L'interception** : processus selon lequel la pluie (ou dans certains cas la neige) est  
90 retenue par la végétation, puis redistribuée en une partie qui parvient au sol et une autre qui  
91 s'évapore.

92 **I.3.5. Le ruissellement ou écoulement de surface** : mouvement de l'eau sur ou dans  
93 les premiers horizons du sol (écoulement de sub-surface), consécutif à une précipitation.  
94 du sol pendant une averse.

95 **I.3.6.L'infiltration** : mouvement de l'eau pénétrant dans les couches superficielles du sol.

96 **I.3.7.La percolation** : mouvement de l'eau en profondeur dans les sols faisant suite à  
97 l'infiltration

98 **I.3.8. L'évapotranspiration** :

99 Le concept d'évapotranspiration est créé en 1948 par un géographe climatologue des USA,  
100 Thornthwaite. L'évapotranspiration désigne le processus par lequel l'eau liquide terrestre est  
101 renvoyée dans l'atmosphère environnant sous forme gazeuse. Cette eau provient de la  
102 sublimation de la neige, de l'évaporation de l'eau libre ou contenue dans le sol, et d'autre part  
103 de la transpiration des plantes. C'est la transpiration des plante

104 -l'évapotranspiration potentielle (ETP) comme étant la perted'eau maximale par la végétation  
105 si, à aucun moment, le sol ne se trouve en déficit hydriqueAprès, il constate la nécessité de  
106 préciser un certain nombre de conditions climatiques et végétales (1).

107 Le terme générique d'évapotranspiration, est utilisé pour prendre en compte la combinaison de  
108 ces deux processus, qui ont lieu généralement, simultanément dans la situation d'un sol  
109 couvert par de la végétation. En effet, la transpiration des végétaux (évaporation  
110 physiologique).permet à la vapeur d'eau de s'échapper des plantes vers l'atmosphère.

111 (Figure.I.2.) .

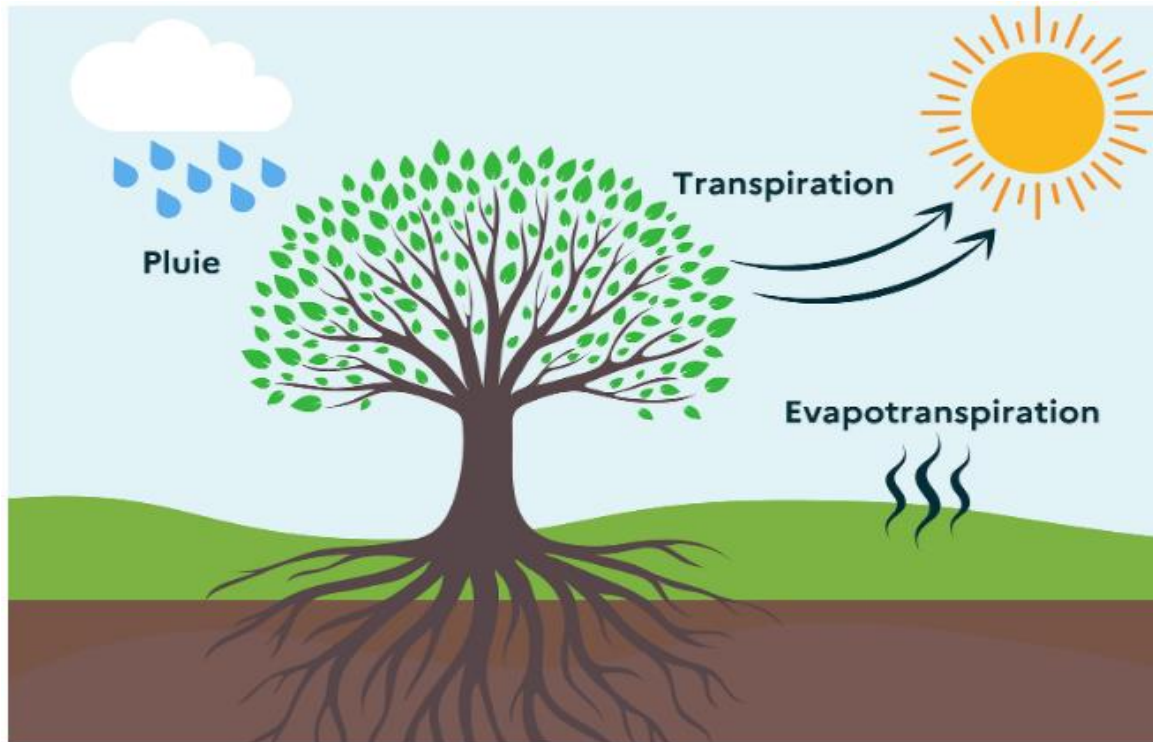


Figure I.2. Le processus d'évapotranspiration

### I.3.8.1. Evapotranspiration du sol et des plantes

#### - La transpiration végétale

Les végétales ont besoin, pour leur croissance, d'eau, de nutriments et de CO<sub>2</sub>, qu'ils absorbent et stockent grâce au processus de la photosynthèse.

La sève brute circule, rafraîchit la plante, transfère les sels minéraux principalement vers les feuilles, véritables "usines de la photosynthèse". La transpiration sert de moteur et permet d'acheminer l'eau et les nutriments jusqu'aux feuilles, de réguler les flux de sève en fonction des besoins des plantes et des conditions de climat et de limiter l'échauffement des feuilles. Cette transpiration a lieu dans les feuilles au niveau des **stomates**, petites ouvertures rétractables et au niveau des feuilles

- Une partie de l'eau qui pénètre dans le **sol** est évaporée de nouveau dans l'atmosphère soit directement soit par l'intermédiaire des plantes: l'ensemble de ces pertes en eau constitue l'évapotranspiration. L'évaporation se fait surtout à la surface du sol. (2)

- L'évapotranspiration est une quantité variable ou physique utilisée en agro météorologie qui consiste en la quantité d'eau (rapportée à l'unité de temps) qui depuis le sol passe dans l'air à l'état de vapeur en raison de l'effet conjoint de la transpiration des plantes et de l'évaporation, directement du sol. (3)

### 132 I.3.8.2. Evapotranspiration Potentielle "ETP"

133 C'est la valeur maximale possible de l'évapotranspiration dans des conditions climatiques  
 134 données. On considère dans la pratique, l'évapotranspiration potentielle  
 135 comme une référence et on la définit comme étant la quantité d'eau évapotranspirée par un  
 136 couvert végétal continue et homogène, dont l'alimentation en eau n'est pas limitée, et qui  
 137 n'est soumis à aucune limitation d'ordre nutritionnel, physiologique ou pathologique.

138 On emploie également le terme ETP pour désigner la valeur approchée de  
 139 évapotranspiration potentielle obtenue par le calcul à partir d'une formule fondée sur des  
 140 données climatiques. (LADLANII .B,2006)

141 l'évapotranspiration potentielle (ETP) qui est le pouvoir évaporant de l'atmosphère sur un sol  
 142 avec couvert végétal disposant de l'eau en abondance.(4)

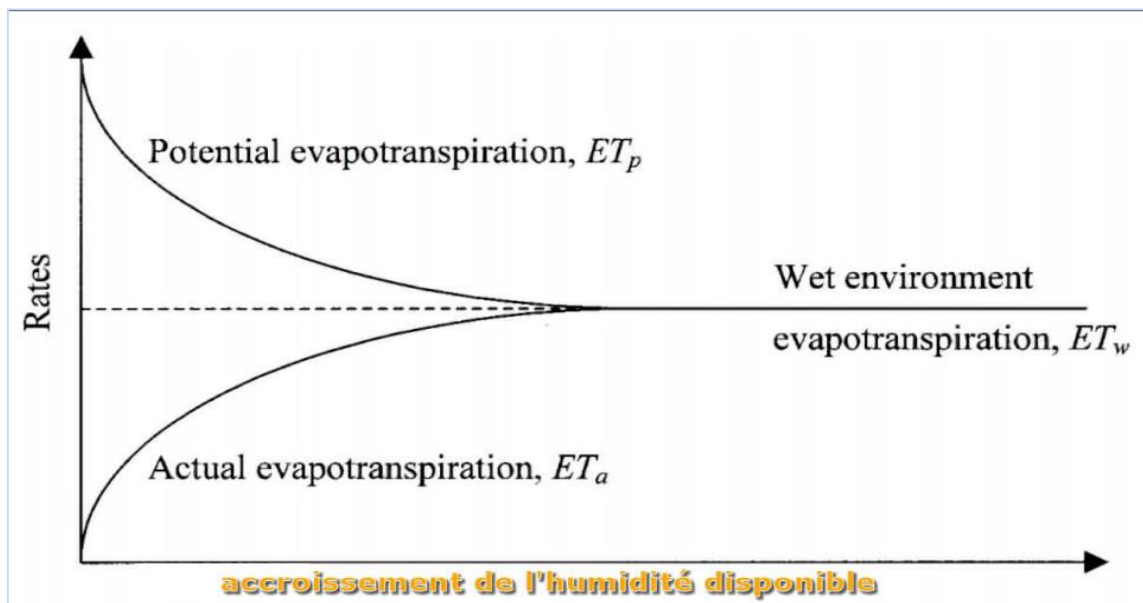
### 143 I.3.8.3.Évapotranspiration réelle

144 L'évapotranspiration réelle est la quantité totale d'eau qui s'évapore du sol/substrat et des  
 145 plantes lorsque le sol est à son taux d'humidité naturel. L'évapotranspiration réelle explique  
 146 l'échange d'eau et d'énergie entre le sol, la surface terrestre et l'atmosphère.

147 L'évapotranspiration réelle est une composante majeure du cycle hydrologique et l'un des  
 148 processus physiques les plus importants dans les écosystèmes naturels.

149 - L'évapotranspiration réelle (ETR) correspond à la perte en eau d'un sol quand l'eau vient à  
 150 manquer: l'ETR est fonction de l'ETP et de la quantité d'eau présente dans le sol.(5)

151

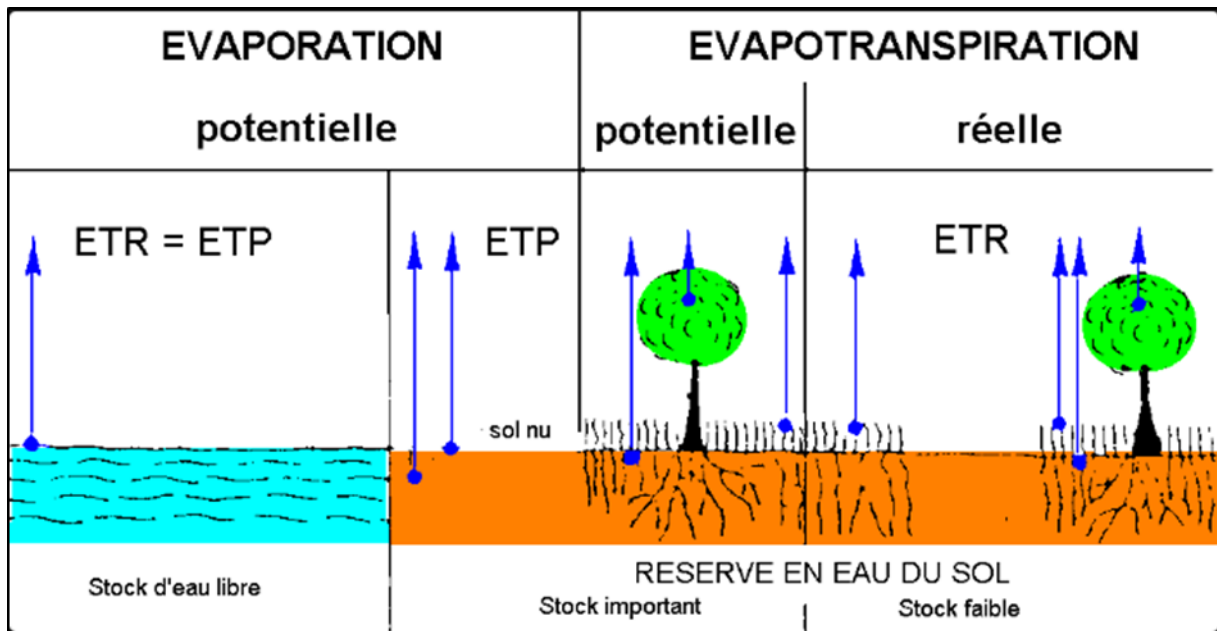


152

153 **Figure I.3.** L'évapotranspiration réelle actuelle comparée a évaporation potentielle

154

155 L'évapotranspiration réelle (ETR) est la quantité d'eau qui est réellement retirée d'une surface  
 156 en raison des processus d'évaporation et de transpiration. L'évapotranspiration potentielle  
 157 (ETp) est une mesure de la capacité de l'atmosphère à éliminer l'eau de la surface par le biais  
 158 des processus d'évaporation et de transpiration, en supposant qu'il n'y a pas de limitation ou de  
 159 contrôle de l'approvisionnement en eau. (6)  
 160



161

162

**Figure I.4.**Evaporation et évapotranspiration potentielle et réelle

163

## I.4. L'évapotranspiration de référence (ET<sub>0</sub>)

164

### I.4.1. Définition de L'évapotranspiration de référence (ET<sub>0</sub>)

165

166

167

168

169

170

171

172

173

174

175

176

1948 est le premier à introduire le concept d'évapotranspiration potentielle, dans un contexte de classification du climat, il a surtout été utilisé par la suite dans des domaines tels que l'agriculture et l'hydrologie, comme calcul préliminaire au calcul de l'ETR. (OUDIN.L ,2004) .L'évapotranspiration potentielle (ETP) représente la quantité d'eau théoriquement maximale cédée à l'atmosphère (par transpiration de la plante et évaporation du sol) par une culture en pleine croissance, sur un sol pourvu en eau, elle caractérise l'énergie disponible conditionnant le pouvoir évaporant de l'air.

- A l'époque du développement du concept d'ETP, le type et la forme de la végétation n'étaient pas pris en compte, cependant, les études initiales portaient sur des cultures de petites tailles (souvent du gazon), et de nouvelles méthodes ont été entreprises pour prendre en compte les caractéristiques de la végétation pour estimer l'ETP entendue en tant qu'évapotranspiration maximale d'une culture de référence (ET<sub>0</sub>), ensuite, les chercheurs

177 (surtout les anglo-saxons) ont utilisé le vocable « évapotranspiration de référence » (ET<sub>0</sub>)  
 178 pour désigner l'évapotranspiration potentielle.

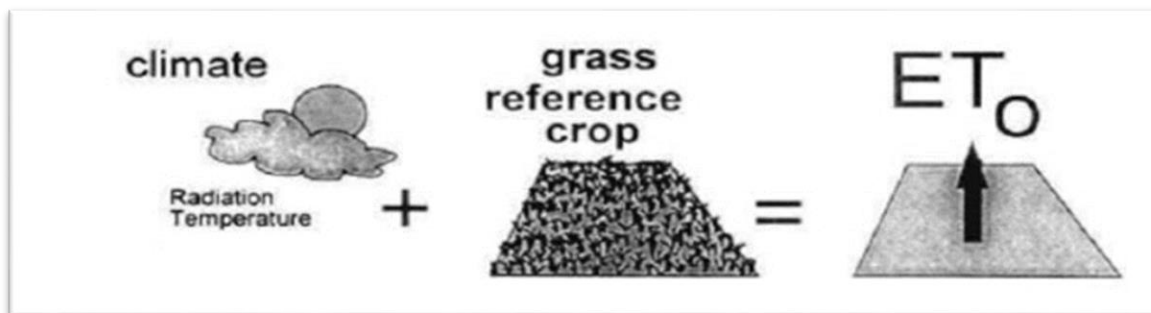
179 l'ET<sub>0</sub> comme étant « l'évapotranspiration d'un couvert végétal "hypothétique « de référence  
 180 ayant une hauteur de 12 cm, une résistance du couvert de 70 s/m et un albédo de 23%. Un  
 181 couvert de gazon se développe activement sur une grande étendue régulièrement tendue, bien  
 182 alimentée en eau et indemne de maladies ».

183 - **Le concept d'évapotranspiration de référence** a été introduit par des ingénieurs et des  
 184 chercheurs en irrigation à la fin des années 1970 et au début des années 1980 pour éviter les  
 185 ambiguïtés qui existaient dans la définition de l'évapotranspiration potentielle. (ALLEN et al  
 186 1998)

187 - **ET<sub>0</sub> représente le taux d'évapotranspiration à partir d'une surface de référence** : Un  
 188 grand champ d'herbe uniforme est considéré dans le monde entier comme la surface de  
 189 référence. La culture de référence couvre complètement le sol, est maintenue courte, bien  
 190 arrosée et pousse activement dans des conditions agronomiques optimales.

191 Certains climats, moins tempérés que la Grande-Bretagne, ne permettent pas de maintenir  
 192 cette fétuque de référence, en particulier en Californie pour le réseau CIMIS. (KHELIFATI  
 193 2018)

194



195

196 **Figure I.5.** Représentation de l'évapotranspiration de référence « ET<sub>0</sub> »

197 L'évapotranspiration de référence (ET<sub>0</sub>) est un concept utilisé dans **différentes méthodes**  
 198 **d'estimation**. C'est une valeur pour une végétation choisie, dans des conditions hydriques  
 199 réelles, permettant ensuite de déduire l'évapotranspiration pour d'autres couverts végétaux.  
 200 Cet usage pratique d'une culture de référence est lié à la faible variation de  
 201 l'évapotranspiration potentielle selon les différents végétaux, dans de généralement pour les  
 202 besoins de l'agriculture. (Jianbiao, et al 2005) .

203

#### 204 I.4.2. Les mesures directes de L'évapotranspiration de référence (ET<sub>0</sub>)

205 Les cuves lysimétriques (lysimètres) sont l'une des plus fiables méthodes pour mesurer  
 206 l'évapotranspiration. Le lysimètre est une cuve enterrée dans un sol, remplie d'une portion de  
 207 terre, portant une culture à sa surface (généralement la culture de référence), présentant un  
 208 système de drainage de telle façon que l'on peut évacuer et mesurer les eaux excédentaires.  
 209 L'évapotranspiration est évaluée par soustraction des apports aux pertes.

210 La mesure de l'évapotranspiration est très complexe » (EL GAROUNI A., 1995). Certes, les  
 211 mesures directes de l'évapotranspiration (ETP et ETR) se font surtout en agronomie où on  
 212 étudie chaque type éparticulier de cultures. Les résultats de ces mesures sont difficiles à  
 213 utiliser en hydrologie, En outre, les plantations utilisées ne sont généralement pas  
 214 représentatives de la végétation d'un bassin versant. En climatologie les mesures sont  
 215 effectuées dans la plupart des cas à une échelle ponctuelle correspondant aux stations  
 216 météorologiques. Par ailleurs, (le Tableau I.1) élaboré par (RANA G., and KATERJI N.,  
 217 2000) , résume les méthodes de mesure et de l'estimation de l'évapotranspiration.

218 **Tableau I.1.** Classification des méthodes de mesure-estimation de l'évapotranspiration à  
 219 l'échelle de la parcelle.

	Approches	Méthodes
Mesure de l'évapotranspiration	Approche hydrologique	Bilan hydrique
		Lysimètre
	Approche micro- météorologique	Bilan d'énergie et rapport de Bowen
		Méthode aérodynamique
		Eddy covariance
	Approche physiologique- végétale	Méthode du flux de Sève
Systèmes de chambres		
Estimation de l'évapotranspiration	Approche analytique	Méthode de Penman-Monteith
	Approche empirique	Méthode de coefficient cultural (Kc)
		Méthode du bilan hydrique
	Approche de la télédétection	Bilan d'énergie
Activité physiologique des plantes		

220

221 Cependant, les mesures directes de l'évapotranspiration peuvent être faites par les méthodes  
 222 courantes suivantes :

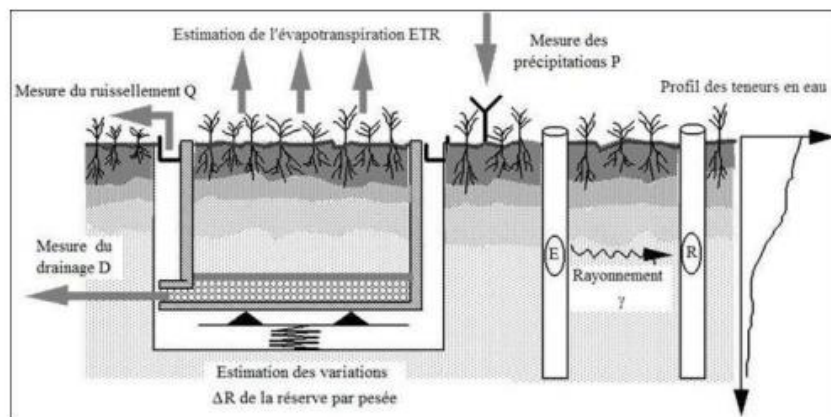
#### 223 • La case lysimétrique (Figure I.6.) :

224 C'est pour la mesure de l'ETR. Le principe est d'isoler un bloc du sol de quelques mètres-  
 225 carrés de surface sur environ 2 m d'épaisseur. Cet échantillon de terrain est drainé à sa base et

226 on enregistre les débits D sortant par les drains. En surface, un collecteur fait le tour de la  
 227 parcelle et récupère les eaux de ruissellement dont le débit Q est également enregistré. Les  
 228 apports d'eau par la pluie P sont mesurés avec un pluviomètre. Enfin, l'évaluation du stock  
 229 d'eau R contenu dans la case se fait, soit par une mesure à la sonde à neutron des teneurs en  
 230 eau dans le sol, soit en montant la case sur un système de bascule. Un bilan très simple permet  
 231 d'évaluer l'ETR sur un intervalle de temps Δt puisque l'on doit avoir la relation suivante :

232 
$$P = [Q + D + ETR] + \Delta R \tag{I.1}$$

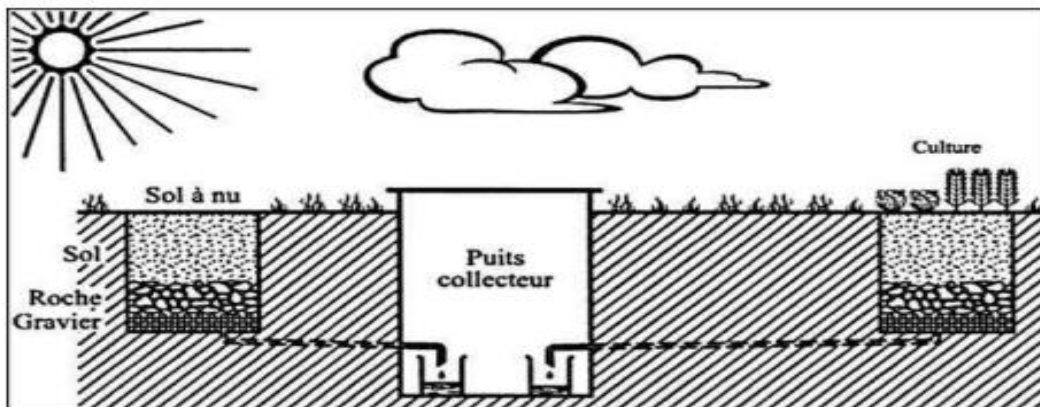
233 
$$\text{Entrée} = [\text{sorties}] + \text{variation de la réserve} \tag{I.2}$$



234  
 235 **Figure I.6.** Mesure de l'évapotranspiration réelle par lysimètre

236  
 237 • **L'évapotranspiromètre (Figure I.7.) :**

238 Cet instrument permet de mesurer l'ETP. Il suffit alors de maintenir un niveau d'eau dans les  
 239 drains pour que l'eau disponible ne soit plus un facteur limitant de l'ETR. On mesure ETP en  
 240 écrivant le même bilan que précédemment mais le terme D pouvant être positif ou nul.

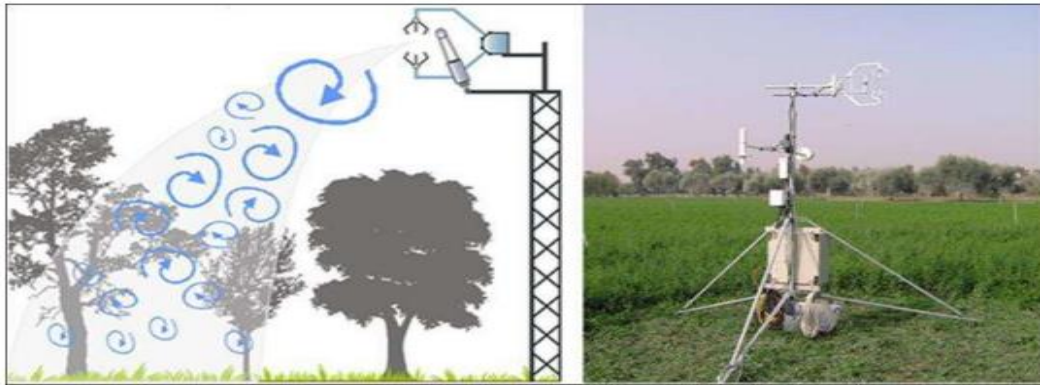


241  
 242 **Figure I.7.** Schéma d'un évapotranspiromètre

243

244 • **Eddy corrélation (Figure I.8.):**

245 C'est une méthode statistique qui utilise les mesures à haute fréquence des températures et la  
 246 vitesse du vent pour décrire la turbulence et depuis là, les flux de chaleur sensible. L'avantage  
 247 de cette méthode est qu'elle permet une mesure directe des flux verticaux de la chaleur latente  
 248 et sensible. Les flux turbulents constituent le produit des fluctuations de la vitesse verticale du  
 249 vent par les fluctuations de la grandeur prise en compte (la température et la vapeur d'eau)  
 250 (TRAORÉ 2007). Cette méthode a été expérimentée dans la plaine de Haouz au Maroc et elle  
 251 donne de bons résultats (SIMON et al 2009).



252

253 **Figure I.8.** Eddy corrélation, à gauche schéma théorique à droite photo de l'appareil

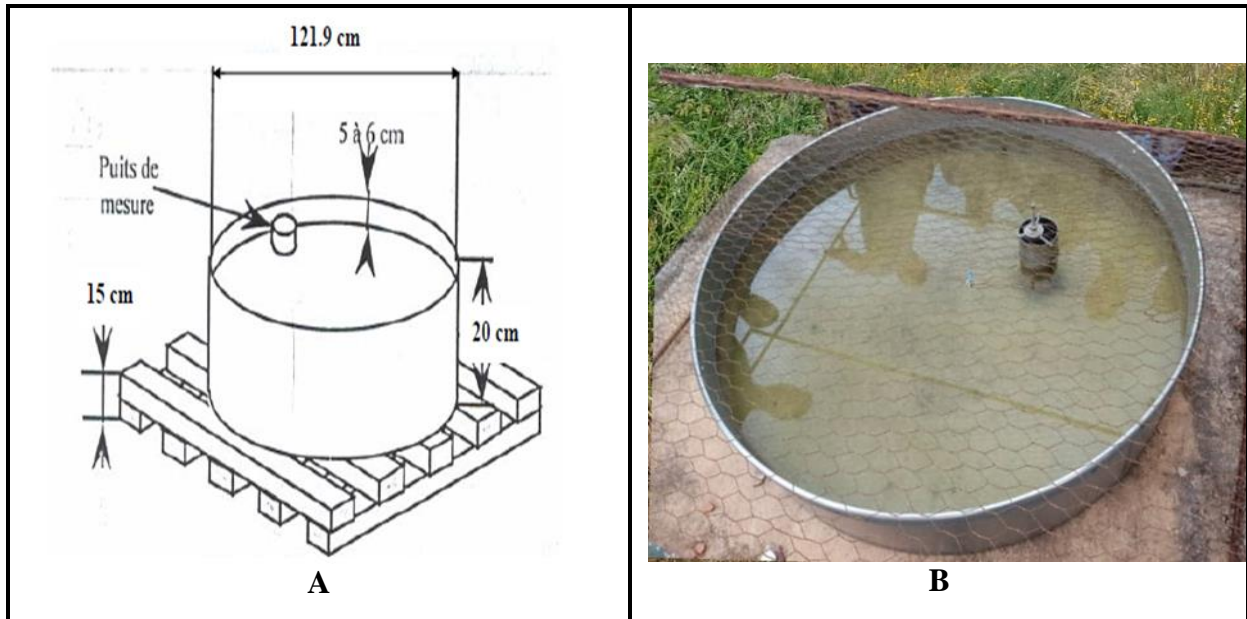
254

255 • **Les bacs à évaporation (Figure I.9.) :**

256 Ces bacs présentent l'avantage d'une installation très simple et leurs résultats ne risquent pas  
 257 d'être faussés par le rejaillissement des gouttes de pluie qui tombent sur le terrain avoisinant,  
 258 par contre, ils sont très sensibles aux variations de la température de l'air et aux effets de  
 259 l'insolation.

260 Le bac dit "Classe A", utilisé par Weather bureau, U.S.A" est constitué d'un cylindre  
 261 métallique de 121.9 cm de diamètre et de 25.4 cm de hauteur. Dans ce cylindre, on  
 262 maintient une épaisseur d'eau de 17.5 à 20 cm. Le cylindre est supporté par un support à 15  
 263 cm du sol. Le support doit permettre une bonne aération sous le bac (ANRH. 2002).

264

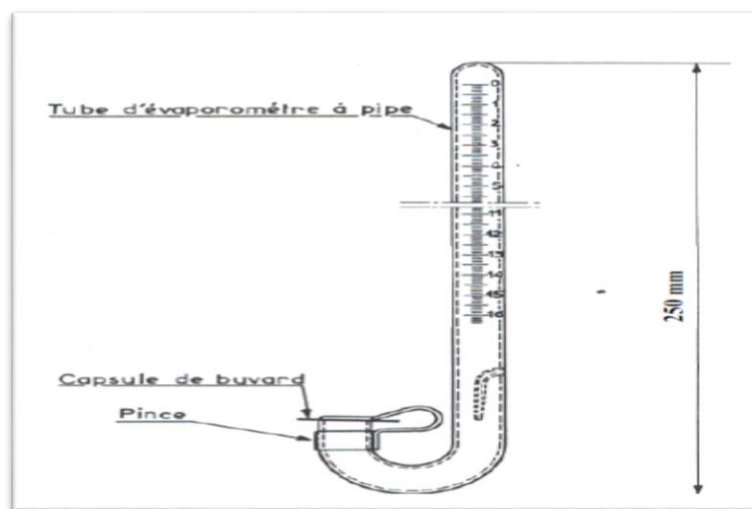


265 **Figure I.9.** (A) Bac d'évaporation et (B) Bac d'évaporation au barrage d'El Kenitra, dans la  
 266 commune d'Oum Toub (ouest de Skikda), (Photo : 8 mai 2023)

267

268 • **L'évaporomètre Piche** (Figure I.10.):

269 Il est constitué par un tube cylindrique en verre en forme de U de 25 cm de long et 1.5 cm de  
 270 diamètre. Ce tube gradué est fermé à sa partie supérieure, tandis que son orifice inférieur est  
 271 obturé par une feuille circulaire de papier filtre normalisé de 30 mm de diamètre et 0.5 mm  
 272 d'épaisseur fixée par capillarité et maintenue par un ressort. L'appareil ayant été rempli d'eau  
 273 distillée, celle-ci est évaporée progressivement par la feuille de papier filtre. La diminution du  
 274 niveau de l'eau dans le tube permet de calculer le taux d'évaporation. (Réménieras .1963)



275

276 **Figure I.10.** Evaporomètre Piche

277 En somme, le terme de d'évapotranspiration dans ses trois composantes (ETP, ETM et ETR)  
 278 pose beaucoup de difficultés au niveau de la conception et de la mesure qui ne peut être

279 obtenue en routine. Il est de même pour son estimation qui fait intégrer plusieurs éléments :  
280 météorologiques, stock d'eau dans les sols et les propriétés des plantes. Dans ce contexte, une  
281 étude fiable de l'évapotranspiration impose l'utilisation d'une base de données assez crédible  
282 et complète. (Mustapha. M ,Theses 2015)

283

#### 284 **I.4.3. Les mesures indirectes de l'ET<sub>0</sub> : FAO Penman-Monteith équation**

285 L'évapotranspiration de référence peut être mesurée directement sur le terrain ou estimée  
286 indirectement à partir de paramètres climatiques.

287 La mesure de l'évapotranspiration de référence (ET<sub>0</sub>) se fait en agronomie à l'échelle  
288 parcellaire avec une précision satisfaisante, mais il est difficile de l'utiliser à l'échelle du  
289 bassin versant, car il y a une grande différence entre la surface de la parcelle d'essai (dizaines  
290 de mètre), et celle du bassin versant (dizaines de km<sup>2</sup> ).

291 En raison de la difficulté de mesurer l'ET<sub>0</sub>, d'importantes formules ont été développées, dans  
292 des conditions climatiques diverses, permettant d'estimer l'ET<sub>0</sub> à partir de paramètres  
293 climatiques, mais elles se différencient par leur fondement théorique, et leurs données  
294 d'entrées exigées, le choix de la formule se fait alors en fonction de l'adéquation entre  
295 données nécessaires au calcul de l'ET<sub>0</sub> et données disponibles. Ces formules sont classées en  
296 quatre types ; méthodes basées sur la température (Blaney et al 1945), méthodes basées sur le  
297 rayonnement), méthodes basées sur l'évaporation des bacs (bac classe A, bac Colorado), et les  
298 méthodes combinées (Penman, Penman-Monteith, Penman-Monteith modifiée). (Janssen et al  
299 1990) , ont analysé la performance de vingt formules en se basant sur les données  
300 lysimétriques de onze stations situées dans différentes zones climatiques à travers le monde,  
301 les résultats obtenus ont prouvé que la formule de Penman-Monteith modifiée est la meilleure  
302 méthode pour estimer l'évapotranspiration de référence (ET<sub>0</sub>). L'étude menée par les experts  
303 de la FAO ; (ALLEN et al 1994) in 'Crop Evapotranspiration, guideline for computing water  
304 rééquipements', a montré que : · La méthode de Penman exige un calibrage local de la  
305 fonction vent pour avoir de résultats satisfaisants .

306 - L'analyse et la comparaison de plusieurs méthodes d'estimation de l'ET<sub>0</sub> révèlent que celle  
307 de Penman-Monteith modifiée par la FAO est la plus recommandée dans les régions humides  
308 et arides, elle sert donc de référence si les données mesurées d'ET<sub>0</sub> sont absentes.  
309 l'évapotranspiration de référence peut s'écrire selon la formule de Penman-Monteith modifiée  
310 (ALLEN et al 1998) :

311

$$ET_0 = \frac{0.408 \Delta (Rn - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma (1 + 0.34 u_2)}$$

(I.3)

312

313 Ou

314 **ET<sub>0</sub>** : Évapotranspiration de référence (mm j<sup>-1</sup>) ;315 **Rn** : Rayonnement net [MJ m<sup>-2</sup>j<sup>-1</sup>] ;316 **G** : Flux de chaleur du sol [MJ m<sup>-2</sup>j<sup>-1</sup>] ;317 **T** : Température moyenne horaire de l'air (°C) ;318 **Δ** : Pente de la courbe de la tension de vapeur saturante (kPa °C<sup>-1</sup>) ;319 **γ** : Constante psychrométrique (kPa °C<sup>-1</sup>) ;

320

321 **I.4.4. Facteurs climatiques influençant de l'ET<sub>0</sub>**

322

323 ○ **la température de la surface terrestre :**

324 La température de la surface terrestre est l'un des éléments importants pour la chaleur  
 325 de l'atmosphère, et la surface terrestre est considérée comme la peau qui recouvre la  
 326 partie continentale de la planète, à travers laquelle le rayonnement court provenant du  
 327 soleil est absorbé et réfléchi, ainsi que le rayonnement long provenant de l'atmosphère,  
 328 et l'émission du rayonnement long depuis la terre, chauffant ainsi l'air en contact avec  
 329 la surface terrestre, ce qui entraîne la formation de divers phénomènes  
 330 météorologiques.



331

332 **Figure I.11.** Thermomètre à sonde électrique instrument mesurant la vitesse du vent

333

334

335 ○ **la vitesse et turbulence du vent :**

336 Le vent joue un rôle essentiel sur l'évaporation car il assure le renouvellement de l'air  
337 plus ou moins saturé au contact de la surface évaporant par de nouvelles couches ayant  
338 une température et une humidité généralement plus faibles. Il favorise donc  
339 l'évaporation, d'autant plus que sa vitesse et sa turbulence sont grandes ; toutefois, si  
340 ces paramètres atteignent une valeur limite au-dessus de laquelle la vapeur d'eau est  
341 dispersée au fur et à mesure de sa formation, tout accroissement de ceux-ci, au-delà de  
342 cette limite, sera sans effet (Réménieras .1963) .

343 La mesure du vent est facilement accessible soit auprès de météo, soit auprès des  
344 anémomètre ou aéroports.



345  
346 **Figure I.12.** Anémomètre instrument mesurant la vitesse du vent

347

348 ○ **la durée de l'insolation ou le rayonnement solaire :**

349 L'évaporation absorbe de la chaleur qui est fournie principalement par le  
350 rayonnement solaire transformé plus ou moins sélectivement en énergie calorifique par  
351 la surface évaporant. Le bilan calorifique de la surface évaporant doit d'ailleurs tenir  
352 compte d'autres échanges de chaleur avec le milieu ambiant. Dans les grandes nappes  
353 d'eau par exemple, l'échauffement des couches profondes absorbe, au printemps et au  
354 début de l'été, une partie de la chaleur incidente qui n'est plus disponible pour  
355 l'évaporation; inversement, en automne et en hiver, la chaleur ainsi emmagasinée  
356 vient augmenter l'évaporation que produirait le seul rayonnement solaire.

357



358

359

**Figure I.13.** Appareil de mesure du rayonnement solaire "l'héliographe " au barrage d'El Kenitra, dans la commune d'Oum Toub (ouest de Skikda), (Photo : 8 mai2023)

360

361

362 ○ **l'humidité relative de l'aire :**

363

L'air contient de l'eau sous forme de vapeur. Cette humidité est limitée et dépend essentiellement de la température de l'air. On appelle humidité relative de l'air le pourcentage de vapeur d'eau qui existe réellement dans l'air par rapport à la quantité maximale que pourrait contenir l'atmosphère dans les mêmes conditions de température et de pression.

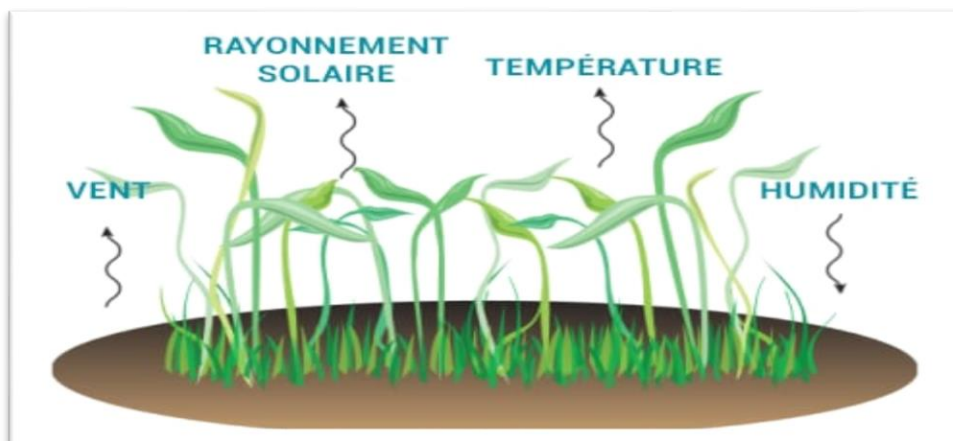
364

365

366

367

368



369

**Figure I.14.** Impact des principaux agro-météo sur l'évapotranspiration

370

371

372 Les **instruments météorologiques** sont des appareils de mesure divers paramètres qui  
373 caractérisent l'atmosphère et le sol ,une station météorologique ou agro météorologiqueces  
374 systèmes permettent de mesurer et calculer les paramètres suivants :

- 375 • La vitesse du vent
- 376 • La direction du vent
- 377 • La température de l'air
- 378 • L'humidité relative
- 379 • La pression atmosphérique
- 380 • Les précipitations
- 381 • Ensoleillement



382

**Figure I.15.**Divers instruments météorologiques de base

383

384

## 385 **1.5. Conclusion**

386 Ce chapitre a fourni un aperçu des composantes du cycle hydrologique, en mettant un accent  
387 particulier sur l'évapotranspiration. Nous avons exploré les différents éléments qui contribuent  
388 à ce processus, allant de la vitesse du vent et de l'humidité relative à la radiation solaire et aux  
389 températures de l'air, jusqu'aux précipitations.

390 En se concentrant sur l'évapotranspiration de référence (ET<sub>0</sub>, en détaillant les différentes  
391 méthodes de mesure et en mettant en évidence l'équation de Penman-Monteith de la FAO  
392 comme une approche couramment utilisée pour estimer l'ET<sub>0</sub>. De plus, nous avons souligné  
393 l'importance de comprendre les facteurs climatiques qui influent sur l'ET<sub>0</sub>, afin d'obtenir des  
394 estimations précises et fiables .(7)

1  
2  
3  
4  
5  
6  
7  
8  
9  
10  
11  
12  
13  
14  
15  
16  
17  
18  
19  
20  
21  
22  
23  
24  
25  
26  
27  
28  
29

***Chapitre II: Présentation de la Zone d'Étude  
Description de la Base de Données Utilisée***

---

30 **II.1. Introduction**

31 L'objectif de notre travail est la modélisation de l'évapotranspiration de référence  
 32 ( $ET_0$ :mm) en fonction des variables climatiques. Nous disposons pour la modélisation de l' $ET_0$ de  
 33 cinq variables climatiques: la température maximale ( $T_{max}$ : °C), la température minimale ( $T_{min}$ :  
 34 °C), la vitesse du vent ( $U_2$ : m/s), l'humidité relative (H: %) et la radiation solaire (RS: MJ/m<sup>2</sup>).

35 "0.3125", "35.4379"

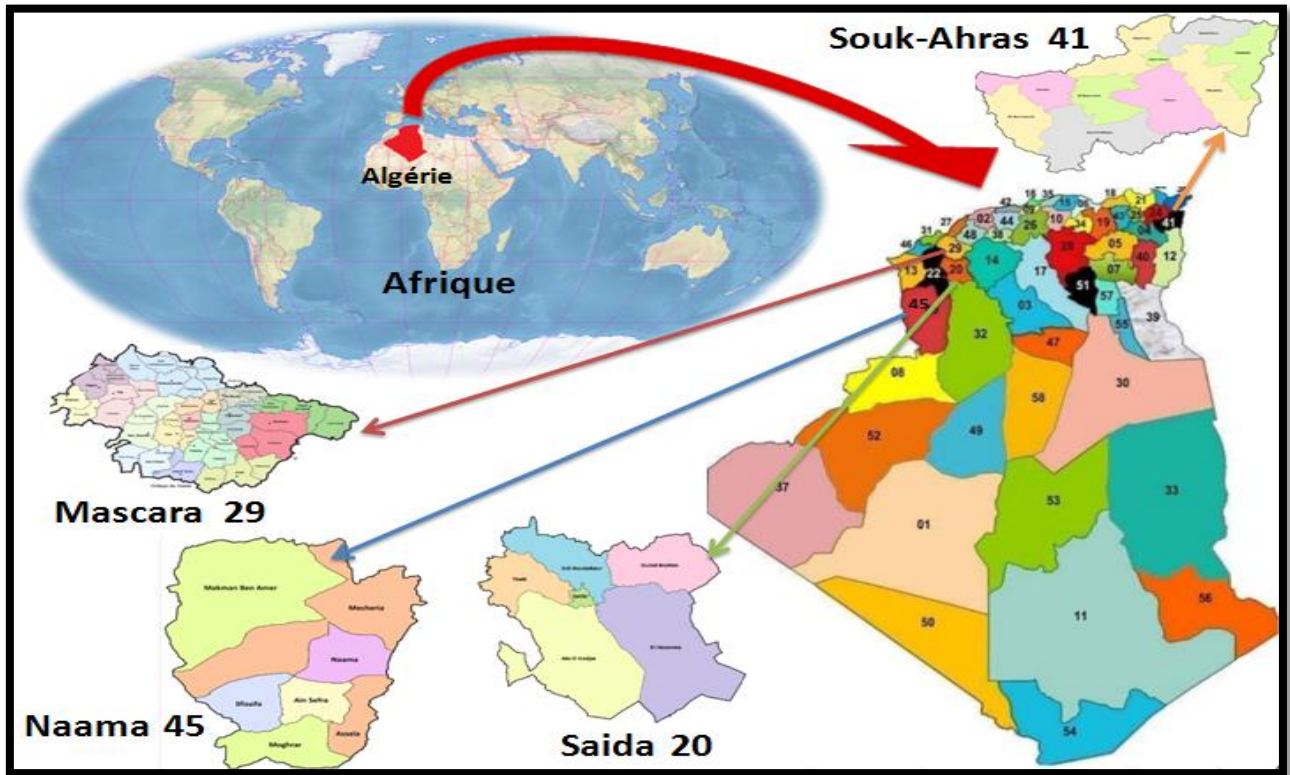
36 **II.2. Présentation et description des données utilisées**

37 **II.2.1. Situation géographique des stations climatiques utilisées**

38 **Tableau II.1.** Présentation des stations utilisés pour la modélisation de l' $ET_0$

Stations	Longitude (°)	Latitude (°)	Altitude (m)	Périodes	Durée (ans)	Jours
Mascara	0° 18' 45"	35° 26' 16.4394"	0596	2004-2013	10	3650
Naâma	0° 18' 45"	33° 15' 8.2794"	1181	2004-2013	10	3650
Saïda	0° 18' 45"	34° 48' 48.599"	1096	2004-2013	10	3650
Souk-Ahras	7° 48' 45"	36° 22' 28.56"	0626	2004-2013	10	3650

39



40

41

**Figure II.1.** Situation géographique de la zone d'étude

42

## II.2.2. Statistiques descriptives

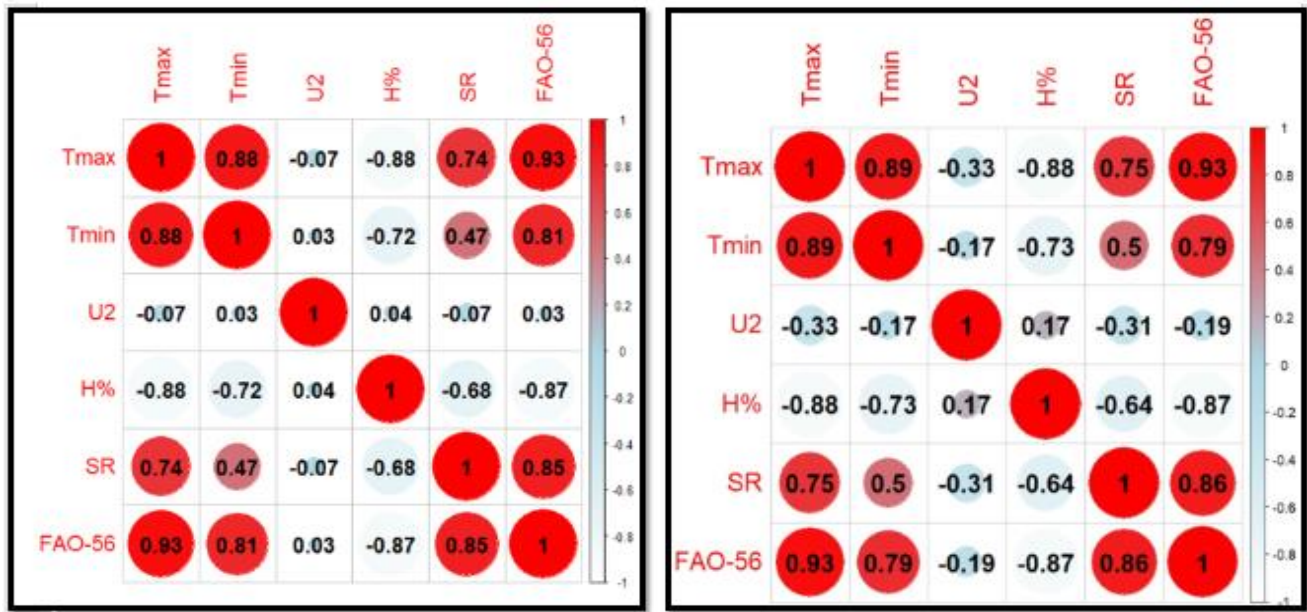
Dans le présent travail, nous avons calculé les paramètres statistiques pour les différentes variables climatiques, les résultats sont reportés dans le **Tableau II.2** et la **Figure II.2** en termes de matrice de corrélation.

- ✓ La valeur maximale ( $X_{max}$ ) qui est la valeur la plus élevée de la série et qui correspond à la borne supérieure;
- ✓ La valeur moyenne ( $X_{mean}$ ) qui est égale à la somme des valeurs divisée par leur nombre;
- ✓ La valeur minimale ( $X_{min}$ ) qui est la valeur la plus faible de la série et qui constitue la borne inférieure;
- ✓ L'écart type ( $S_x$ ) qui représente la caractéristique de dispersion la plus usuelle;
- ✓ Le coefficient de corrélation linéaire ( $R$ ), permet d'illustrer la relation entre la variable climatique et l'humidité relative ou la radiation solaire.
- ✓ Le coefficient de variation ( $C_v$ ) est le rapport de l'écart-type à la moyenne. Plus la valeur de coefficient de variation est élevée plus la dispersion autour de la moyenne est grande.

**Tableau II.2.** Paramètres statistiques de la base de données utilisée: modélisation de l'ET0

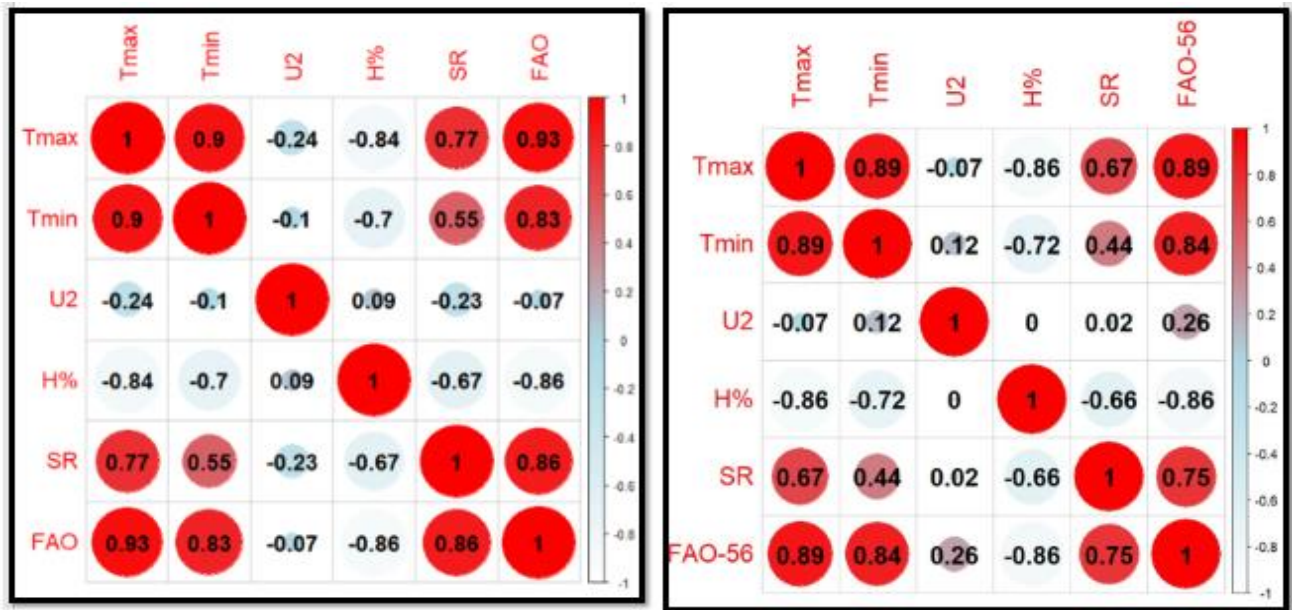
Stations	Variables	Unité	$X_{mean}$	$X_{max}$	$X_{min}$	$S_x$	$C_v$	$R$
Mascara	$T_{max}$	°C	23.590	47.689	3.718	7.488	0.317	-0.787
	$T_{min}$	°C	11.944	30.355	-3.338	6.325	0.529	0.831
	$U_2$	m/s	2.635	10.918	0.865	0.982	0.372	-0.068
	HR	%	57.225	98.434	10.961	18.524	0.323	-0.860
	RS	MJ/m <sup>2</sup>	18.574	31.690	0.327	8.299	0.446	0.862
	ET <sub>0</sub>	mm	4.096	11.678	0.336	2.370	0.578	1.000
Naâma	$T_{max}$	°C	23,788	43,76	2,063	9,960	0,418	0,886
	$T_{min}$	°C	9,310	26,003	-5,685	6,975	0,749	0,840
	$U_2$	m/s	3,233	13,129	0,556	1,517	0,469	0,256
	HR	%	44,246	94,916	8,893	19,870	0,449	3,222
	RS	MJ/m <sup>2</sup>	19,387	32,538	1,154	7,173	0,369	0,751
	ET <sub>0</sub>	mm	4,628	13,863	0,484	2,660	0,574	1,000
Saida	$T_{max}$	°C	22.288	44.254	-2.430	10.046	0.450	0.927
	$T_{min}$	°C	8.857	27.696	-6.266	6.702	0.756	0.810
	$U_2$	m/s	2.455	8.255	0.683	0.948	0.386	0.029
	HR	%	57.987	99.196	10.702	22.066	0.380	-0.866
	RS	MJ/m <sup>2</sup>	17.995	32.341	0.559	8.383	0.465	0.850
	ET <sub>0</sub>	mm	3.512	11.441	0.294	2.209	0.628	1.000
Souk-Ahras	$T_{max}$	°C	22.664	49.832	1.239	9.696	0.427	0.930
	$T_{min}$	°C	10.217	28.46	-4.409	6.063	0.593	0.794
	$U_2$	m/s	2.670	9.623	0.864	1.073	0.401	-0.189
	HR	%	67.298	100.044	8.890	19.517	0.290	-0.869
	RS	MJ/m <sup>2</sup>	17.218	32.264	0.371	9.145	0.531	0.860
	ET <sub>0</sub>	mm	3.436	13.499	0.288	2.287	0.665	1.000

58



Saida

Souk-Ahras



Mascara

Naama

Figure II.2. Matrice de corrélation entre les différentes variables climatiques

### II.3. Evaluation des performances des modèles

Nous avons utilisé quatre critères d'évaluations des modèles: la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), la moyenne des erreurs absolue (MAE), le coefficient de

66 corrélation (R), et le critère d'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE). (Heddami, 2023; Merabet et  
67 Heddami, 2023; Alizami et al., 2023)

68

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |X_{cal,i} - X_{obs,i}|}{N} \quad (II.1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_{obs,i} - X_{cal,i})^2}{N}} \quad (II.2)$$

$$NSE = 1 - \left[ \frac{\sum_{i=1}^N (X_{obs,i} - X_{cal,i})^2}{\sum_{i=1}^N (X_{obs,i} - \overline{X_{obs}})^2} \right] \quad (II.3)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (X_{obs,i} - \overline{X_{obs}})(X_{cal,i} - \overline{X_{cal}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_{obs,i} - \overline{X_{obs}})^2 \sum_{i=1}^N (X_{cal,i} - \overline{X_{cal}})^2}} \quad (II.4)$$

69  $\overline{X_{obs}}$  et  $\overline{X_{cal}}$  : Les valeurs moyennes observées et calculées, respectivement;

70  $X_{obs,i}$  et  $X_{cal,i}$  : Les valeurs observées et calculées, respectivement;

71  $N$  : Le nombre total des observations (nombre d'individus).

72

73 Enfin, pour la modélisation de la radiation solaire, nous avons comparés entre douze modèles  
74 avec des entrées différents (Tableau II.3).

75

76 **Table II.3.** Structure des modèles utilisés.

MLR	MLPNN	GRNN	Input combination	Output
MLR1	MLPNN1	GRNN1	T <sub>max</sub> , T <sub>min</sub> , U <sub>2</sub> , H%, SR	ET0
MLR2	MLPNN2	GRNN2	T <sub>max</sub> , U <sub>2</sub> , H%, SR	ET0
MLR3	MLPNN3	GRNN3	T <sub>min</sub> , U <sub>2</sub> , H%, SR	ET0
MLR4	MLPNN4	GRNN4	U <sub>2</sub> , H%, SR	ET0
MLR5	MLPNN5	GRNN5	T <sub>max</sub> , H%, SR	ET0
MLR6	MLPNN6	GRNN6	T <sub>min</sub> , U <sub>2</sub> , H%	ET0
MLR7	MLPNN7	GRNN7	T <sub>max</sub> , T <sub>min</sub> , U <sub>2</sub>	ET0
MLR8	MLPNN8	GRNN8	T <sub>max</sub> , T <sub>min</sub>	ET0
MLR9	MLPNN9	GRNN9	T <sub>max</sub> , U <sub>2</sub> ,	ET0
MLR10	MLPNN10	GRNN10	T <sub>min</sub> , H%	ET0
MLR11	MLPNN11	GRNN11	T <sub>max</sub> , SR	ET0
MLR12	MLPNN12	GRNN12	T <sub>min</sub> , SR	ET0

77

78

79

## 80 II.4. Calculs des critères de performances avec HydroGOF&R-Studio

### 81 II.4.1. Définition de l'HydroGOFPackage

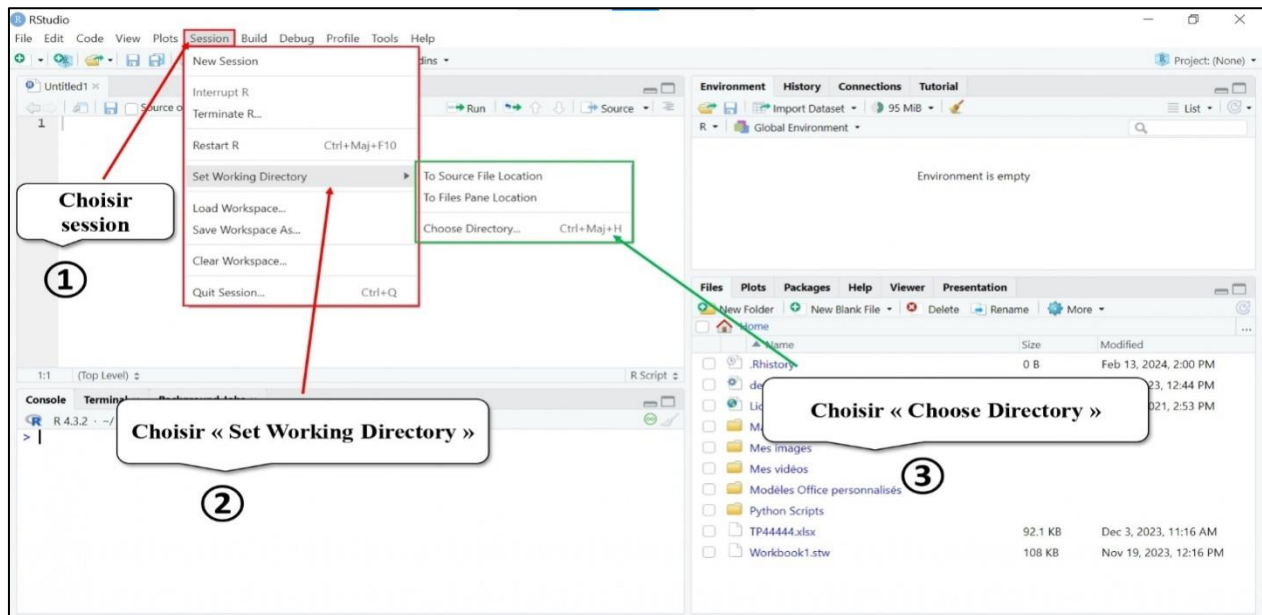
82 HydroGOF est un package R conçu pour évaluer la performance des modèles  
 83 hydrologiques. Ce package offre une gamme de fonctions pour évaluer les performances des  
 84 modèles hydrologiques en comparant les valeurs simulées avec les observations réelles.  
 85 L'utilisation du logiciel HydroGOF passe par plusieurs étapes (Nayak, P, and Nayak, S. 2014).

### 86 II.4.2. Installation etChargement du package

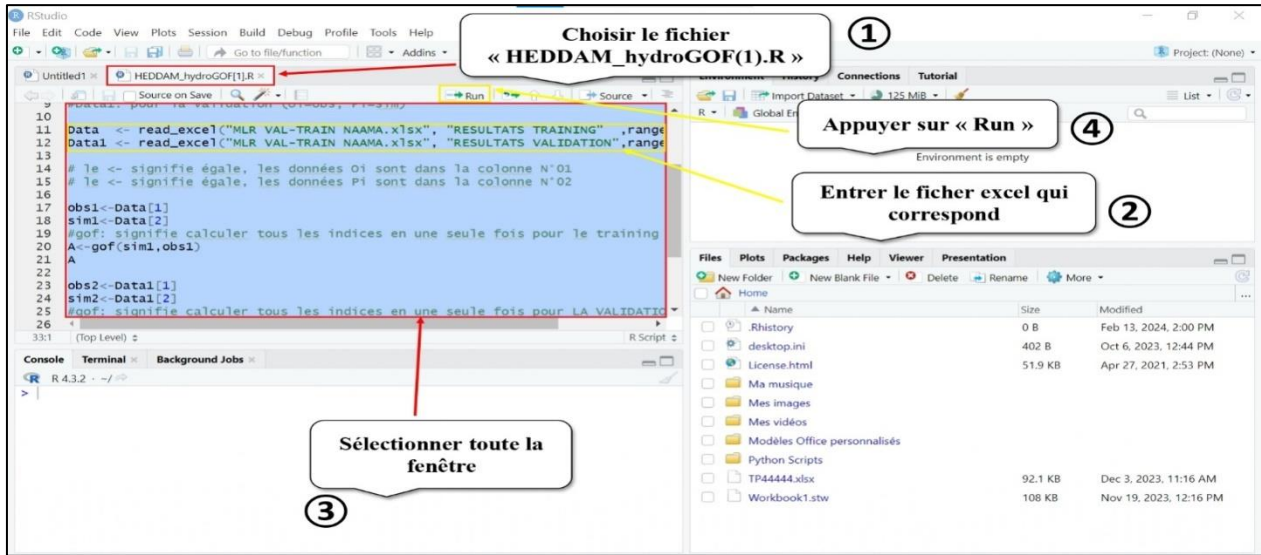
87  
 88 Si vous n'avez pas déjà installé le package HydroGOF, vous pouvez le faire en exécutant  
 89 la commande suivante dans R-Studio : Install. Packages('HydroGOF') et Library("HydroGOF")  
 90

### 91 II.4.3. Préparation des données

92 On Assure que les données sont prêtes pour l'évaluation. Il faut avoir deux vecteurs de  
 93 données: un pour les valeurs observées et un pour les valeurs simulées .Pour le premier il s'agit  
 94 des valeurs ( $O_i$ ) et pour la deuxième il s'agit des valeurs ( $P_i$ ), les deux organiser et préparer sous  
 95 Excel.  
 96



97  
 98 **Figure II.3.**Importation des donnéesetouverture du fichier sur R-Studio.



99

Figure II.4. Vérification du nom du fichier qui contient les données et exécution du logiciel

100

101

#### II.4.4. Affichage des Résultat

102

Après avoir exécuter le logiciel il faut afficher les critères de performance. En deuxième étape, on

103

104

105

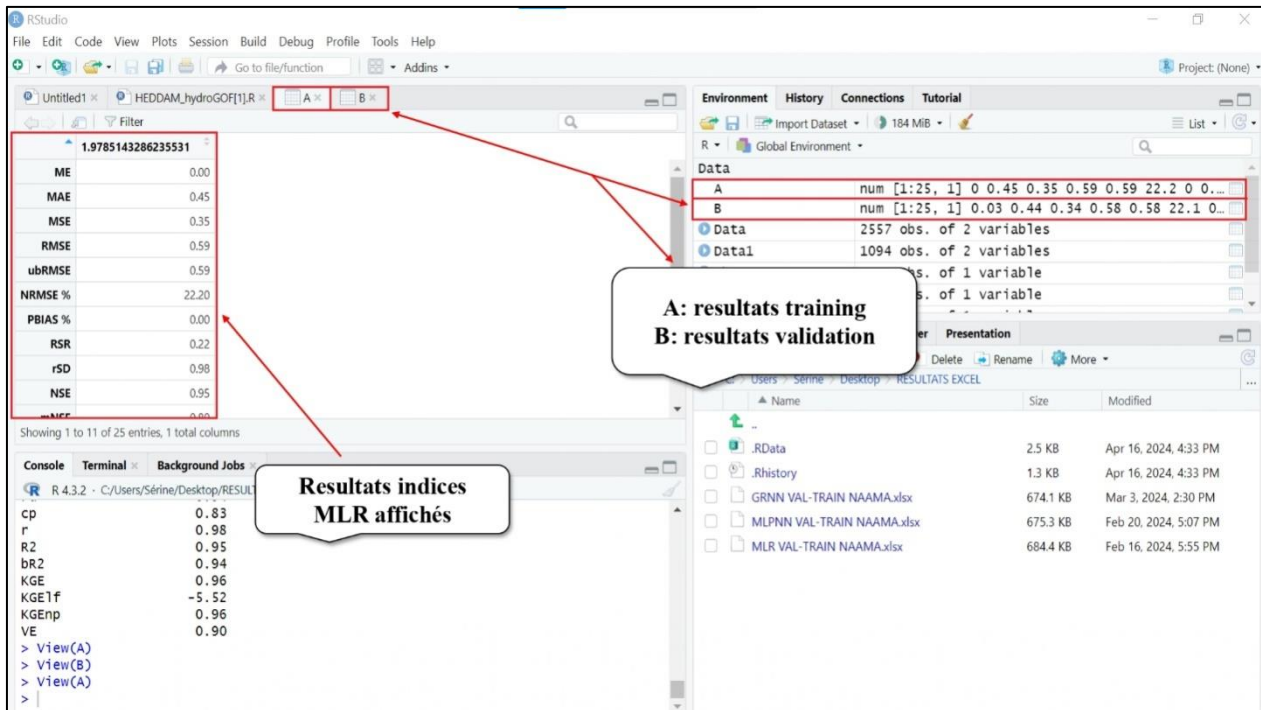


Figure II.5. Affichage des résultats des critères : (A) pour training et (B) de validation.

106

107

108

109 **II.5. Conclusion**

110 L'utilisation du logiciel R-Studioa permis une évaluation exhaustive les modèles en  
111 calculant des critères de performance bien établis tels que l'erreur quadratique moyenne (RMSE),  
112 l'indice de Nash-Sutcliffe (NSE), la moyenne des erreurs (MAE), le coefficient de corrélation  
113 (R), et d'autres. Cette méthode offre une évaluation quantitative qui a permis de fournir et  
114 calculer les résultats facilement et avec précision aussi avec une rapidité et de convivialité.  
115 L'utilisation des logiciels pour les calculs offre des avantages de réduction des erreurs humaine et  
116 aussi le traitement efficace des données massives.

1  
2  
3  
4  
5  
6  
7  
8  
9  
10  
11  
12  
13  
14  
15  
16  
17  
18  
19  
20  
21  
22  
23  
24  
25  
26  
27  
28  
29

***Chapitre III : Présentation des Modèles de Machine Learning (ML)***

---

## 30 **III.1. Introduction**

31

32 L'intelligence artificielle (IA) a pris une place prépondérante dans notre société  
33 moderne, révolutionnant la façon dont nous interagissons avec la technologie et résolvons des  
34 problèmes complexes. (8) Au cœur de l'IA se trouve le machine Learning, une discipline qui  
35 permet aux machines d'apprendre à partir de données et d'améliorer leurs performances avec  
36 l'expérience. Dans ce chapitre, nous explorerons les bases de l'intelligence artificielle et du  
37 machine Learning, en mettant un accent particulier sur les réseaux de neurones artificiels, une  
38 technique d'apprentissage qui a démontré son efficacité dans un large éventail d'applications.  
39 Nous débuterons par une introduction générale à l'intelligence artificielle, en expliquant son  
40 importance croissante dans notre vie quotidienne et en mettant en lumière les avancées  
41 majeures qui ont façonné son évolution. Ensuite, nous plongerons dans les concepts  
42 fondamentaux du machine Learning, en décrivant comment les algorithmes peuvent être  
43 formés à partir de données pour effectuer des tâches spécifiques sans être explicitement  
44 programmés. Nous aborderons ensuite les réseaux de neurones artificiels, en examinant leur  
45 histoire depuis leurs origines jusqu'à leur rôle central dans de nombreux domaines de l'IA  
46 moderne. Nous détaillerons les différents types de neurones, y compris le perceptron et le  
47 perceptron multicouche (MLPNN), ainsi que le Réseau de Neurones de Régression  
48 Généralisée (GRNN), en illustrant leur fonctionnement à l'aide de figures pertinentes. Enfin,  
49 nous discuterons de la régression linéaire multiple (MLR) en tant que méthode traditionnelle  
50 de modélisation statistique, pour fournir un contexte de comparaison avec les approches  
51 basées sur les réseaux de neurones.

52

## 53 **III.2. Concepts de base de l'intelligence artificielle**

### 54 **III.2.1. Historique de l'intelligence artificielle**

55 L'IA est l'un des domaines les plus récents en science et en ingénierie. Le travail a  
56 commencé sérieusement peu de temps après la Seconde Guerre mondiale, tout d'abord avec le  
57 concept de machine universelle d'Alan Turing en 1937, en suit le test de Turing, proposé par  
58 Alan Turing (1950), et le nom lui-même a été inventé en 1956. Puis le premier agent  
59 conversationnel Eliza développé par Joseph Weizenbaum en 1963, et enfin avec l'avènement  
60 des systèmes experts et la programmation logique en 1982, au terme du premier "hiver de  
61 l'IA" qui aura duré une dizaine d'années. Les co-fondateurs de l'IA font partie de ce  
62 mouvement de pensée pour lequel une machine intelligente se base sur les connaissances déjà

63 connues et transmises par l'homme pour résoudre des problèmes. (Russell, S. J., &Norvig, P.  
64 2009) ,(McCulloch and Pitts .1943)

65

66 **III.2.2.Définition de Intelligence artificielle**

67 Dans la **Figure III.1**, nous voyons huit définitions de l'IA, disposées le long de deux  
68 dimensions. Les définitions en haut sont concernées par les processus de pensée et le  
69 raisonnement, tandis que celles en bas abordent le comportement. Les définitions sur la  
70 gauche mesurent le succès en termes de fidélité à la performance humaine, tandis que celles  
71 sur la droite mesurent par rapport à une mesure de performance idéale, appelée rationalité. Un  
72 système est rationnel s'il fait la "bonne chose", étant donné ce qu'il sait. Historiquement, les  
73 quatre approches de l'IA ont été suivies, chacune par des personnes différentes avec des  
74 méthodes différentes. (Russell, S. J., &Norvig, P. 2009)

<p><b>Penser Humainement</b></p> <p>- "L'effort passionnant pour faire penser aux ordinateurs ... des machines avec des esprits, au sens plein et littéral." (Haugeland, 1985)</p> <p>- "[L'automatisation des] activités que nous associons à la pensée humaine, des activités telles que la prise de décision, la résolution de problèmes, l'apprentissage ..." (Bellman, 1978)</p>	<p><b>Penser Rationnellement</b></p> <p>"L'étude des facultés mentales à travers l'utilisation de modèles computationnels." (Charniak et McDermott, 1985)</p> <p>- "L'étude des calculs qui rendent possible de percevoir, raisonner et agir." (Winston, 1992)</p>
<p><b>Agir Humainement</b></p> <p>- "L'art de créer des machines qui exécutent des fonctions qui nécessitent de l'intelligence lorsqu'elles sont réalisées par des personnes." (Kurzweil, 1990)</p> <p>- "L'étude de la manière de faire faire aux ordinateurs des choses que, pour l'instant, les gens font mieux." (Rich et Knight, 1991)</p>	<p><b>Agir Rationnellement</b></p> <p>- "L'intelligence computationnelle est l'étude de la conception d'agents intelligents." (Poole et al., 1998)</p> <p>- "L'IA ... concerne le comportement intelligent dans les artefacts." (Nilsson, 1998)</p>

75

76 **Figure III.1.** Quelques définitions de l'intelligence artificielle, organisées en quatre catégories

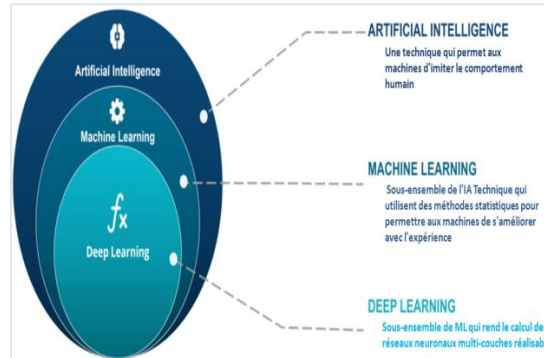
77

78 L'intelligence Artificielle se définirait comme étant « l'ensemble de théories et de techniques  
79 mises en œuvre dans le domaine de l'informatique en vue de réaliser des systèmes et des  
80 machines capables de simuler l'intelligence Humaine ». Qu'ils sont en mesure de Raisonner:

- 81 • Traiter de grandes quantités de données
- 82 • Discerner des modèles indétectables par l'œil d'un humain
- 83 • Comprendre et analyser ces modèles

- 84 • Interagir avec l'Homme
- 85 • Apprendre progressivement
- 86 • Améliorer continuellement ses performances

87 Les utilisations de l'IA aujourd'hui peuvent être regroupées en 3 catégories  
 88 principales: l'identification, la prédiction et la génération de données. Parmi ces applications  
 89 de l'IA, on retrouve notamment les notions de machine Learning, ainsi que celles de  
 90 Deeplearning. (9)



91

92 **Figure III.2.** Représentation des différents types d'intelligence artificielle

### 93 III.3. Machine Learning (ML)

94 L'apprentissage automatique en anglais machine Learning (ML) est une sous-branche  
 95 de l'IA qui permet aux ordinateurs d'apprendre sans programmation explicite. Elle se repose  
 96 sur l'exploitation de données afin qu'un algorithme s'améliore avec l'expérience, c'est-à-dire  
 97 qu'il apprend. Ce domaine est très large et on y trouve de nombreux algorithmes, elle n'est  
 98 pas une nouvelle technologie. Le premier réseau de neurones artificiels, appelé « perceptron  
 99 », a été inventé en 1958 par le psychologue américain Frank Rosenblatt (Breil. et al 2011) ,  
 100 une forme d'intelligence artificielle (IA) qui permet au système d'apprendre à partir de  
 101 données plutôt que par une programmation explicite. Cependant, pour apprendre et se  
 102 développer, les ordinateurs ont besoin de données pour l'analyse et la formation.  
 103 L'apprentissage automatique comprend une variété de méthodes pour créer automatiquement  
 104 des modèles à partir de données. Ces méthodes sont en fait des algorithmes. Son but est de  
 105 permettre aux machines ou aux ordinateurs de fournir des solutions à des problèmes  
 106 complexes en traitant de grandes quantités d'informations. Cela offre ainsi une possibilité  
 107 d'analyser et de mettre en évidence les corrélations qui existent entre deux ou plusieurs  
 108 situations données, et de prédire leurs différentes implications.

109 Le machine Learning se divise en deux principales phases :

- 110 1. **Phase d'apprentissage:** la machine se base sur plusieurs exemples afin de  
111 comprendre la logique du modèle qu'elle doit intégrer. Pour se former, le machine  
112 Learning va s'intéresser aux masses de données à analyser afin d'en déterminer  
113 l'algorithme de transformation. A partir des exemples étudiés, le machine Learning  
114 commence ainsi sa phase d'apprentissage en toute autonomie.  
115
- 116 2. **Phase de prédiction (validation):**Après avoir intégré le raisonnement et l'algorithme  
117 du problème en question, le machine Learning doit être en capacité de déterminer la  
118 finalité d'une situation donnée. Plus l'apprentissage du machine Learning est complet,  
119 plus les prédictions obtenues par cet outil seront précises. (10)  
120

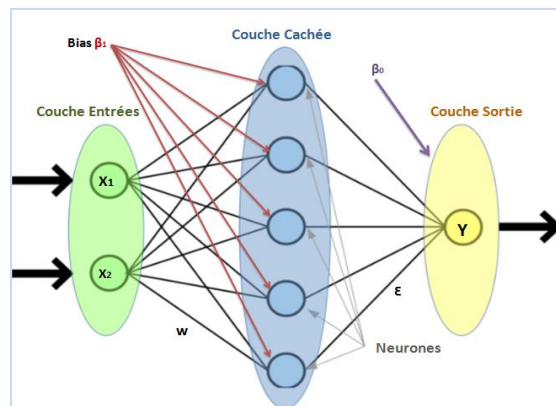
### 121 **III.4. Les Réseaux de Neurones Artificiels**

122 Les réseaux de neurones artificiels, " Neural Networks" en anglais constituent une  
123 pierre angulaire de l'intelligence artificielle et du domaine du machine Learning. Les réseaux  
124 neuronaux représentent des modèles mathématiques sophistiqués conçus pour analyser des  
125 données et exécuter des missions complexes. À la base, un réseau de neurones est constitué de  
126 plusieurs couches interconnectées, chacune contenant des « neurones » artificiels qui traitent  
127 et transmettent les informations. L'objectif fondamental des réseaux de neurones artificiels est  
128 d'apprendre à partir des données. Ils sont capables de détecter des motifs, des tendances et des  
129 relations au sein de la data, ce qui les rend particulièrement adaptés à des tâches telles que la  
130 reconnaissance d'images, la traduction automatique, la prédiction de séquences et bien plus  
131 encore. En ajustant les poids et les biais des connexions entre les neurones en fonction des  
132 données d'entraînement, les réseaux de neurones artificiels sont en mesure de généraliser  
133 leurs apprentissages et d'appliquer ces connaissances à de nouvelles données, ce qui en fait  
134 des outils puissants pour résoudre une variété de problèmes complexes. (M. Parizeau,2004)  
135

#### 136 **III.4.1.StructuredesRéseaux de Neurones Artificiels**

137 Les éléments fondamentaux des réseaux de neurones, appelés neurones artificiels,  
138 s'inspirent du fonctionnement des neurones biologiques du cerveau humain. Chaque neurone  
139 artificiel reçoit des signaux d'entrée pondérés, qui sont sommés. Si cette somme dépasse un  
140 seuil, le neurone s'active, générant ainsi une sortie. Cette sortie devient l'entrée pour les  
141 neurones de la couche suivante. Les connexions entre les neurones sont liées à des poids, qui  
142 dictent l'importance de chaque connexion dans le calcul de la sortie. Les neurones artificiels

143 apprennent en ajustant ces poids avec les données d'entraînement. Les réseaux de neurones se  
 144 déploient en couches : entrée, cachées et sortie. Les données d'entrée passent par la couche  
 145 d'entrée, puis traversent les couches cachées où les calculs se déroulent. La couche de sortie  
 146 fournit le résultat final. Des fonctions d'activation insérées dans les neurones introduisent des  
 147 seuils non linéaires, capturant ainsi des relations complexes entre les données. Par des  
 148 algorithmes d'apprentissage, les poids des connexions s'ajustent pour réduire la différence  
 149 entre prédictions et sorties réelles, optimisant ainsi la généralisation du réseau pour obtenir  
 150 des résultats précis sur de nouvelles données. (11)



151  
 152 **Figure.III.3.** Les réseaux de neurones artificiels

153

## 154 **III.4.2. Type de Réseaux de Neurones**

155 Un neurone réalise simplement une fonction non linéaire, paramétrée, de ses variables  
 156 d'entrée. L'intérêt des neurones réside dans les propriétés qui résultent de leur association en  
 157 réseaux, c'est-à-dire de la composition des fonctions non linéaires réalisées par chacun des  
 158 neurones. On distingue deux types de réseaux de neurones : les réseaux non bouclés et les  
 159 réseaux bouclés.

### 160 **III.4.2.1. Réseaux de neurones non bouclés**

161 Un réseau de neurones non bouclé est donc représenté graphiquement par un ensemble  
 162 de neurones « connectés » entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans  
 163 « retour en arrière », il réalise une (ou plusieurs) fonctions de ses entrées, par composition des  
 164 fonctions réalisées par chacun des neurones.

### 165 **III.4.2.2. Réseaux de neurones bouclés**

166 Les réseaux bouclés ou récurrents, disposent d'un graphe de connexions cyclique:  
 167 lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de  
 168 trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous

169 le terme de « cycle »). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même;  
 170 cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en  
 171 considération.(HEDDAM .S .2022-2023)

172

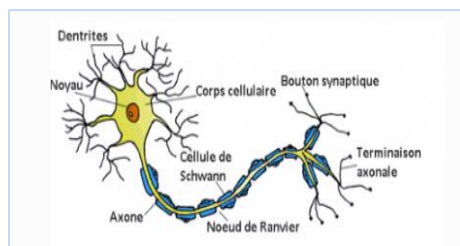
### 173 **III.5.Du neurone biologique aux réseaux de neurones formels**

174 . Cette piste est présentée une première fois en 1943 par Warren McCulloch  
 175 (neurophysiologiste) et Walter Pitts (logicien), dont les travaux portaient sur une description  
 176 du fonctionnement des neurones du cerveau humain à l'aide de circuits  
 177 électriques(Marocchino et al 2013).Une partie des techniques de l'Intelligence Artificielle  
 178 repose sur l'utilisation de neurones artificiels, également appelé neurones formels, dont le  
 179 fonctionnement très simplifié est inspiré de celui des neurones biologiques. Le développement  
 180 des réseaux de neurones artificiels est issu d'une volonté de l'homme de comprendre et  
 181 d'imiter les capacités du cerveau. Intelligence, apprentissage, mémorisation, traitement  
 182 parallèle massif d'informations et flexibilité sont, autant de qualités attribuées au cerveau,  
 183 recherchées pour la synthèse des différents systèmes artificiels intelligents et  
 184 complexes.(BRETON .1999)

185

#### 186 **III.5.1.Un neurone biologique**

187 Un neurone biologique est une cellule nerveuse, une cellule excitable constituant  
 188 l'unité fonctionnelle de la base du système nerveux capable de transmettre des informations à  
 189 d'autres neurones au travers de ses différentes connexions (synapses).



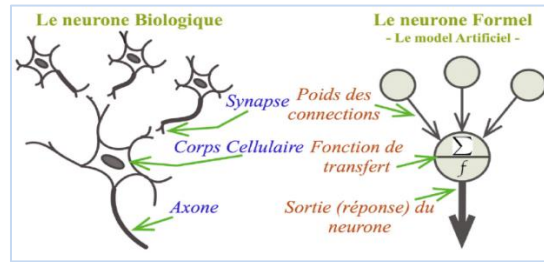
190

191 **Figure.III.4.** Représentation d'un neurone biologique

#### 192 **• Structure d'un Neurone Biologique**

193 Il comprend à sa base une structure formée de ramifications, les dendrites, qui  
 194 reçoivent des signaux électriques en provenance d'autres neurones. Le cône d'implantation ou  
 195 d'émergence (corps cellulaire), fait la somme des signaux (excitations) reçues. Quand les  
 196 signaux atteignent ou dépassent un certain seuil, le neurone produit à son tour un influx

197 nerveux qui excite d'autres neurones en traversant l'axone qui en tant qu'émetteur conduit et  
 198 les ramifications terminales.



199

200 **Figure.III.5.** Similitude entre un neurone biologique et artificiel

201 Les Réseaux de neurones formels et leurs fonctionnements sont inspirés des réseaux de  
 202 neurones du cerveau humain et suivent des architectures et des modèles mathématiques plus  
 203 ou moins complexes en fonction de leurs objectifs, dont le fonctionnement peut se résumer en  
 204 quatre éléments (Tableau III .1) :

- 205 • Les dendrites, qui reçoivent l'information d'autres neurones,
- 206 • Le corps cellulaire et son noyau, qui sont responsables du traitement de l'information  
 207 reçue grâce aux dendrites.
- 208 • L'axone, par lequel l'information du neurone est transportée pour ensuite être  
 209 transmise par la suite à d'autres neurones,
- 210 • Les terminaisons neuronales (ou synapses), qui permettent de connecter l'axone au  
 211 dendrites d'autres neurones pour leur transmettre une information.(Y. Le Cun 2015)

212 **Tableau III .1.** Comparaison des réseaux de neurones naturels et artificiels

Neurone biologique	Neurone artificiel
Structure des neurones biologique du cerveau humain	System composé d'au moines 2 couches de neurones (1couche d'entrée +1 couche de sortie ) et comprenant généralement des couche intermédiaires
Réactions chimiques	Fonction mathématique
Dendrite	Signal de entre(input)
Synapse	Poids de connexion
Corps cellulaire	Fonction d'activation
Axone	Signal de sorti (Output)

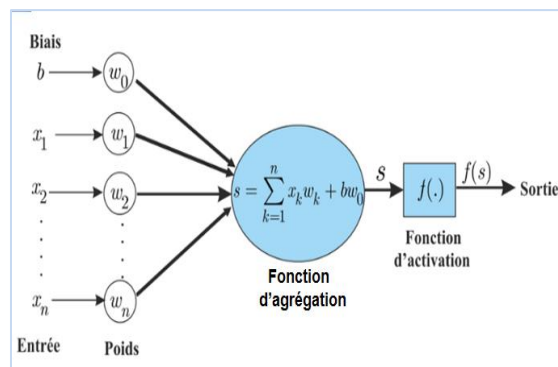
213

214

### 215 III.5.2. Les Neurone Artificiels

216 Un neurone artificiel est une représentation mathématique et informatique du neurone  
 217 biologique. Il reproduit certaines caractéristiques biologiques, en particulier les dendrites,  
 218 axone et synapses, au moyen de fonctions et de valeurs numériques. Les neurones formels

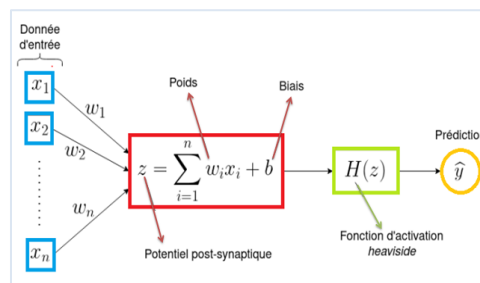
219 sont regroupés en réseaux de neurones. Grâce à des algorithmes d'apprentissage automatique,  
 220 on peut régler un réseau de neurones pour lui faire accomplir des tâches qui relèvent de  
 221 l'intelligence artificielle. Dans un réseau de neurones artificiel, chaque neurone est un  
 222 processeur élémentaire (Figure III.6). Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de  
 223 neurones amonts. À chacune de ces entrées est associée un poids (weight) représentatif de la  
 224 force de la connexion. Le neurone est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour  
 225 alimenter un nombre variable de neurones avals.(Krizhevskyy et al 2017) Note : la valeur de  
 226 sortie du neurone formel est une fonction non linéaire, généralement à seuil, d'une  
 227 combinaison de valeurs d'entrée dont les coefficients de pondération sont ajustables.(12)



228  
 229 **Figure.III.6.**Principe de fonctionnement d'un neurone artificiel

230  
 231 **III.5.3. Le perceptron**

232 Le perceptron a été inventé en 1957 par Frank Rosenblatt au Cornell Aeronautical  
 233 Laboratory<sup>1,2</sup>. Dans cette première version le perceptron était alors monocouche et n'avait  
 234 qu'une seule sortie à laquelle toutes les entrées étaient connectées, Il n'était pas capable de  
 235 résoudre des problèmes non linéaires. Ce type de réseau neuronal ne contient aucun cycle (il  
 236 s'agit d'un réseau de neurones à propagation avant).(13)



237  
 238 **Figure.III.7.**Schéma d'un perceptron

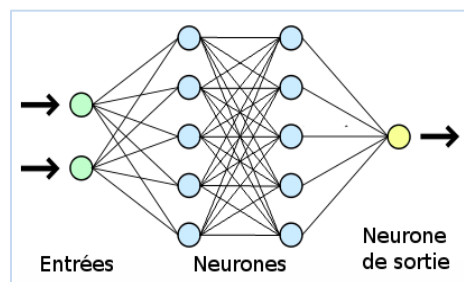
239 L'apprentissage du perceptron et de manière plus générale des réseaux de neurones  
 240 artificiels, s'appuie sur l'ajustement des poids et du biais. S'agissant d'un apprentissage dit  
 241 supervisé, si l'on note  $y$  la sortie cible, et  $\hat{y}$  la sortie prédite par le perceptron

242

### 243 **III.5.4. Le perceptron multicouche (MPLNN)**

244 Le perceptron multicouche (ou MLP pour **M**ultilayer **P**erceptron) est le type de  
 245 réseau de neurone le plus simple. Celui-ci est un composé de plusieurs unités, appelées «  
 246 neurones ». Chaque couche est constituée d'un nombre (potentiellement différent) de neurone  
 247 reliées entre elles par des connexions. À chaque connexion est associée un poids compris  
 248 entre 0 et 1. Les neurones sont organisés en couches il est constitué minimum de 3 couche aux  
 249 plus Chaque neurone voit sa sortie reliée à tous les neurones de la couche suivante. Et  
 250 l'information est transportée de la première à la dernière couche.

251 Dans la couche cachée, où elles sont combinées par la fonction de somme et  
 252 transformées par des fonctions d'activation non linéaires. Cette couche cachée peut avoir un  
 253 nombre quelconque de neurones, et peut être composée de plusieurs sous-couches si  
 254 nécessaire(13). La différence du perceptron simple, le perceptron multicouche dispose entre la  
 255 couche en entrée et la couche en sortie une ou plusieurs couches dites « cachées ». Le nombre  
 256 de couches correspond aux nombres de matrices de poids dont disposent le réseau. Un  
 257 perceptron multicouche est donc mieux adapté pour traiter les types de fonctions non  
 258 linéaires.(14)



259

260

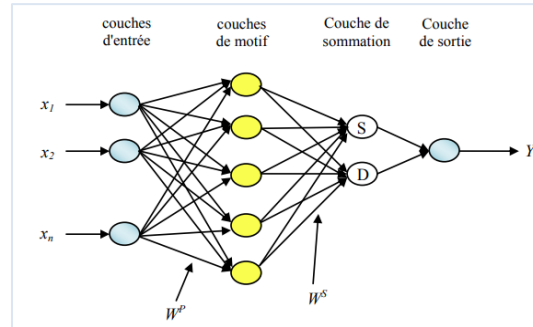
**Figure.III.8.** Architecture du MPLNN

261

### 262 **III.5.5. Réseau de Neurones de Régression Généralisée (GRNN)**

263 Le réseau de neurones de régression généralisée (GRNN pour Generalized Régression Neural  
 264 Network) tel que proposé par Donald Specht 1991 est une sorte de réseau neuronal à fonction  
 265 de base radiale, il entre dans la catégorie des réseaux neuronaux probabilistes. C'est un  
 266 modèle neuronal qui peut résoudre tout problème d'approximation de fonction dans le sens  
 267 d'estimer une fonction de distribution de probabilité (Kisi et al., 2014; Wang et al., 2016) . Le  
 268 GRNN est un approximator universel pour les fonctions lisses, ce qui lui permet de résoudre

269 toute approximation de fonction et d'estimer tout problème de variable continue lorsqu'on lui  
 270 donne suffisamment de données (Park 1991 ;et al 2018) . Cette architecture est un algorithme  
 271 d'apprentissage en un seul passage (one-pass) avec une structure hautement parallèle. Même  
 272 avec des données rares dans un espace de mesure multidimensionnel, En raison de ses bonnes  
 273 performances, le GRNN a été largement utilisé dans diverses tâches de prédiction et de  
 274 prévision(Kim . 2003 ; et al 2018). Comme le montre la Figure III.9



275

276

**Figure.III.9.**Architecture du GRNN

277

278

279

280

281

282

283

284

285

286

287

288

289

290

291

292

293

294

295

296

297

Le GRNN se compose de quatre couches comprenant la couche d'entrée, la couche de motif, la couche de sommation et la couche de sortie. Le nombre de neurones d'entrée dans la première couche est égal à la dimension du vecteur d'entrée dans l'échantillon d'apprentissage. La première couche est entièrement connectée à la seconde couche de motif via les poids de la couche de motif, où chaque neurone représente un motif d'entrée d'apprentissage et sa sortie est une mesure de la distance entre l'entrée et les motifs stockés. Chaque neurone de la couche de motif est connecté via les poids de la couche de sommation ( $W^S$ ), aux deux neurones de la couche de sommation. Le neurone de sommation S calcule la somme des sorties pondérées de la couche de motif tandis que le neurone de sommation D calcule les sorties non pondérées des neurones de motif. La couche de sortie divise simplement la sortie de chaque neurone de sommation S par celle de chaque neurone de sommation D, donnant la valeur prédite  $Y_i$  à un vecteur d'entrée inconnu  $x$ . Le GRNN présente certains avantages par rapport à d'autres techniques de régression non linéaire, notamment l'apprentissage rapide sans procédure itérative, une estimation qui converge vers la surface de régression optimal (Kim . 2003 ; et al 2018).

### III.6. La régressionlinéaire multiple

La régression linéaire multiple MLR est l'une des méthodes de modélisation les plus populaires par sa simplicité d'utilisation et facilité d'interprétation. Le modèle MLR est basé sur l'équation de régression qui illustre la relation simple entre les variables dépendantes et les variables indépendantes. Le MLR peut être considéré comme une méthode mathématique qui

298 aide à expliquer une variable de réponse Y (à prédire) et une série de variables explicatives Xt  
 299 (prédicteurs) en recherchant une relation linéaire entre elles..Les modèles de régressions  
 300 linéaires multiples sont ainsi définis par l'équation

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \beta_p x_p + \epsilon_i \quad (\text{III.1})$$

301

302  $y_i$ : les réponses (variable dépendante) observées,  $i$ : l'indice des observations,

303  $x_p$ : les valeurs observées ou variables explicative

304  $\beta$ : les paramètres inconnus du modèle, et qui vont être estimés, parfois appelés "pentes  
 305 partielles",

306  $\epsilon_i$ : les résidus " l'erreur du modèle

307 L'estimation des paramètres par la méthode des moindres carrés repose sur le même  
 308 principe que celui de la régression linéaire simple, mais appliqué à  $p$  dimensions. Il s'agit  
 309 simplement d'une généralisation. Ainsi, il ne s'agit plus de chercher la droite qui passe au  
 310 mieux des couples des points ( $y_i ; x_i$ ) mais le plan à  $p$  dimensions qui passe au mieux des  
 311 points de coordonnées ( $y_i, x_{i1}, \dots, x_{ip}$ ). (15)

312

### 313 III.7.Les techniques d'apprentissage en machine Learning

314 Il existe plusieurs méthodes d'apprentissage, mais les plus communément utilisées  
 315 sont: l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non-supervisé. Ces deux techniques  
 316 s'inscrivent dans les phases d'apprentissage et de prédiction qui caractérisent le  
 317 fonctionnement du machine Learning.

318

#### 319 III.7.1. Apprentissage supervisé

320 Cette technique s'appuie sur un algorithme d'apprentissage supervisé, c'est-à-dire que  
 321 la machine s'intéresse à des données d'entrée et de réponses déjà connues. Ce traitement des  
 322 données connues va permettre à l'algorithme de se former et d'élaborer un modèle de  
 323 prévisions adapté pour les données à traiter par la suite. L'apprentissage supervisé se retrouve  
 324 également dans les techniques de régression. Cette technique est utilisée pour prévoir des  
 325 variables continues (16) .Aussi principalement utilisée pour les réseaux de neurones ; le  
 326 réseau apprend à l'aide d'un jeu de données comprenant des entrées et des sorties, ou cibles  
 327 (par exemple, dans la reconnaissance de chiffres, les entrées sont les images et les sorties sont  
 328 les chiffres à identifier), le but de l'apprentissage est alors de réussir à faire une prédiction la  
 329 plus proche possible de la cible(Marocchino et al 2013).

330

### 331 **III.7.2. Apprentissage non supervisé**

332 Dans le cas de non supervisé l'algorithme est uniquement fourni en données d'entrée et  
333 doit extraire de lui-même de l'information afin de partitionner les données et d'en extraire une  
334 structure sous-jacente, il va s'appuyer sur des données d'entrée dont les réponses ne sont pas  
335 identifiées. L'objectif de ce type de technique est de mettre en exergue des modèles  
336 intrinsèques aux données traitées. Parmi l'apprentissage non supervisé, on retrouve la  
337 technique de clustering. Ce modèle d'apprentissage non supervisé est le plus courant et dans  
338 laquelle la machine trouve des points communs entre des données d'un groupe hétérogène et  
339 identifie d'elle-même des sous-classes de données homogènes.(16)

340

### 341 **III.7.3. Répartition Des Données & Apprentissage Et Validation**

342 Le but de l'entraînement est d'obtenir un réseau capable d'interpoler des solutions à  
343 partir d'un jeu de données restreint, mais néanmoins représentatif du problème à résoudre : on  
344 parle de la capacité de généralisation du réseau. Il est donc capital de tester la performance du  
345 réseau sur des données jamais utilisées pour la mise à jour des paramètres. Pour ce faire, il est  
346 d'usage de séparer la base de données en deux parties: training (2/3) et validation (1/3).

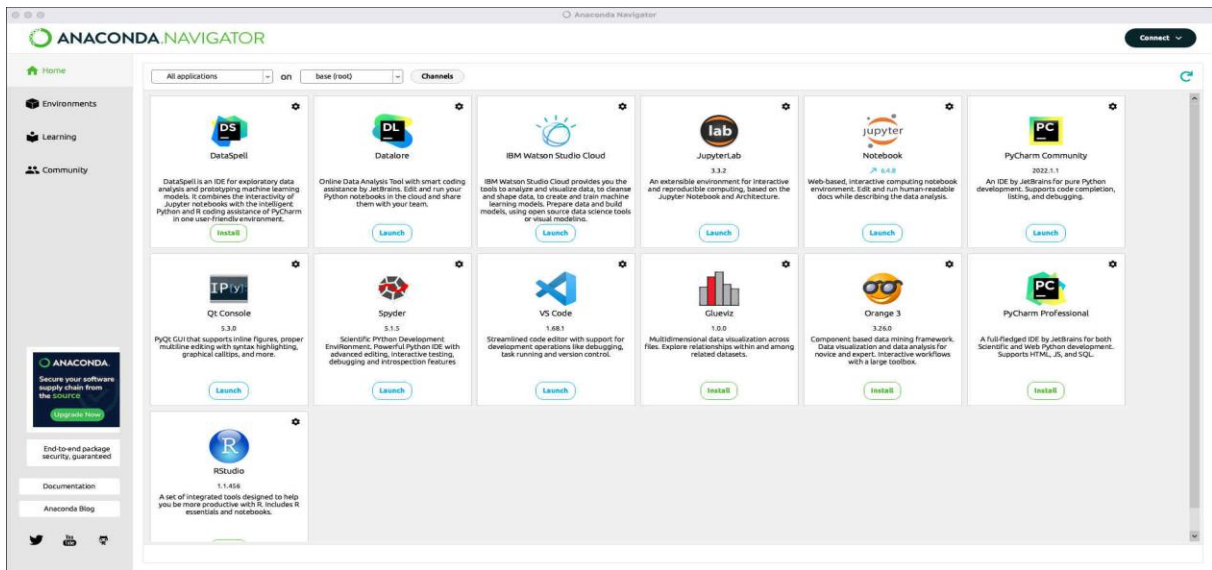
347

## 348 **III.8. Développement des modèles sous la plateforme ANACONDA**

### 349 **III.8.1. Présentation de la plateforme ANACONDA.**

350 Anaconda est une plateforme de gestion et de distribution d'environnements Python  
351 lancée en 2015 par Continuum Analytiques. Elle se présente comme un gestionnaire  
352 d'environnement open source, conçu spécifiquement pour faciliter le travail des développeurs  
353 et des experts en données sur leurs différents projets. Anaconda Navigator est l'interface  
354 visuelle qui permet de lancer les API et de gérer les environnements. Elle est particulièrement  
355 populaire parmi les data Scientists en raison de ses fonctionnalités telles que la création  
356 d'environnements virtuels pour isoler les projets data et éviter les conflits de version ou de  
357 package. Elle permet également l'installation des packages Python, ce qui facilite l'écriture de  
358 code efficace et puissant, sans avoir besoin de mémoriser des commandes complexes. De  
359 plus, Anaconda prend en charge la gestion de ces packages, notamment leur mise à jour et  
360 leur gestion des dépendances (17). Anaconda est disponible sous forme de plusieurs offres,  
361 notamment Anaconda Free et Anaconda Entreprise. Anaconda Free est la distribution  
362 Anaconda que l'on connaît tous, une distribution multiplateforme avec un gestionnaire de  
363 package et Anaconda Navigator. Anaconda Entreprise est une plateforme data science

364 complète allant du développement au déploiement de projet dans une entreprise, en utilisant  
 365 les technologies open source les plus avancées. Elle inclut Anaconda Server, qui permet  
 366 d'accéder à plus de 7500 packages open source à partir d'un répertoire de packages accessible  
 367 hors ligne, ainsi que des outils de recherche et de gestion des packages. Anaconda est  
 368 disponible sur plusieurs plateformes, incluant Windows, MacOS et Linux, et est utilisée par  
 369 plus de 6 millions d'utilisateurs. Elle comprend également une interface graphique, Anaconda  
 370 Navigator, qui est une alternative graphique à l'interface de ligne de commande (CLI) et  
 371 permet aux utilisateurs de lancer des applications, gérer les librairies conda, les  
 372 environnements et les canaux sans utiliser la moindre ligne de commande.(18)



373  
 374 **Figure III.10.** Présentation d'Anaconda

375  
 376 **III.8.2. Présentation de l'environnement de développement Spyder**

377 Créé et développé par Pierre Raybaut en 2008, Spyder est maintenu, depuis 2012, par  
 378 une communauté de développeurs qui ont pour point commun d'appartenir à la communauté  
 379 Python scientifique. Spyder est un acronyme signifiant « Scientific Python Développent  
 380 Environnement ». Spyder est donc plutôt orienté calculs scientifiques, bien qu'on puisse  
 381 développer n'importe quel type d'applications. Spyder est un projet « open Source » et peut  
 382 être téléchargé gratuitement. Spyder est un environnement scientifique libre et gratuit écrit en  
 383 Python, pour Python, et conçu par et pour les scientifiques, les ingénieurs et les analystes de  
 384 données. Il présente une combinaison unique de fonctionnalités avancées d'édition, d'analyse,  
 385 de débogage et de profilage d'un outil de développement complet avec l'exploration de  
 386 données, l'exécution interactive, l'inspection approfondie et les magnifiques capacités de

387 visualisation d'un package scientifique.Spyder est un puissant environnement de  
 388 développement intégré (IDE) open-source principalement conçu pour le calcul scientifique,  
 389 l'analyse et la visualisation de données en Python. Il offre une interface conviviale et un  
 390 ensemble complet d'outils adaptés à ces tâches. Spyder dispose d'un éditeur de code avec  
 391 coloration syntaxique, complétion de code et capacités de linting pour améliorer la  
 392 productivité. En outre, il comprend une console interactive qui prend en charge I Python, un  
 393 explorateur de variables pour inspecter les objets de données et un système d'aide intégré pour  
 394 accéder à la documentation. La force de Spyder réside dans son intégration transparente avec  
 395 des bibliothèques scientifiques populaires telles que NumPy, SciPy, Matplotlib et pandas, ce  
 396 qui en fait un environnement idéal pour mener des recherches et des analyses informatiques.  
 397 Sa flexibilité et son extensibilité permettent aux utilisateurs de personnaliser leur flux de  
 398 travail et d'améliorer les fonctionnalités au moyen de plugins et d'extensions.

399 Spyder est activement maintenu et développé par une communauté de contributeurs et  
 400 est distribué sous la licence MIT, ce qui le rend librement disponible pour que chacun puisse  
 401 l'utiliser, le modifier et le distribuer. Il est compatible avec les principaux systèmes  
 402 d'exploitation, notamment Windows, MacOS et Linux, et peut être facilement installé via des  
 403 gestionnaires de paquets comme Anaconda ou par téléchargement direct depuis son site web  
 404 officiel. Dans l'ensemble, Spyder constitue une plateforme complète et polyvalente pour les  
 405 développeurs Python, les scientifiques et les chercheurs à la recherche d'un environnement  
 406 efficace pour les tâches de calcul scientifique et d'analyse de données.

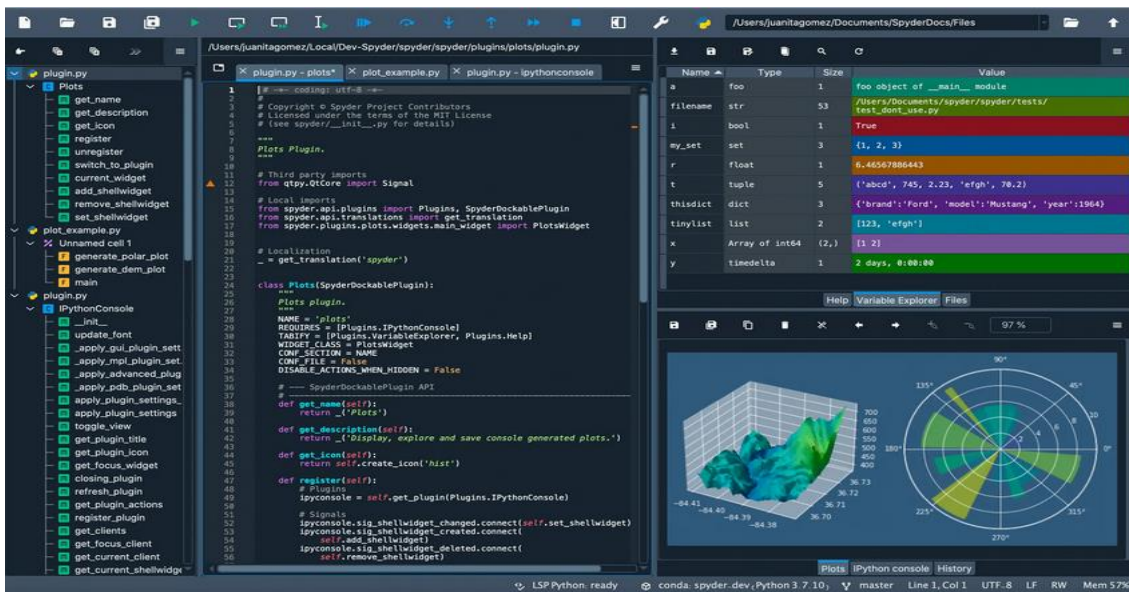


Figure III.11.Présentation de Spyder

410 En comparaison avec d'autres IDE pour le développement scientifique, Spyderun  
 411 ensemble unique de fonctionnalités - multiplateforme, open-source, écrit en Python et  
 412 disponible sous une licence Non-Copyleft. Spyder est extensible avec des plugins, comprend  
 413 le support d'outils interactifs pour l'inspection des données et incorpore des instruments  
 414 d'assurance de la qualité et d'inspection spécifiques au code Python, tels que  
 415 Pyflakes, Pylint et Rope. Dans l'ensemble, Spyder fournit un environnement de  
 416 développement complet et efficace pour les scientifiques, les chercheurs et les analystes de  
 417 données travaillant avec Python. Son interface intuitive, ses nombreuses fonctionnalités et son  
 418 intégration transparente avec les bibliothèques scientifiques en font un choix populaire pour le  
 419 développement Python dans la communauté scientifique. (19)

420

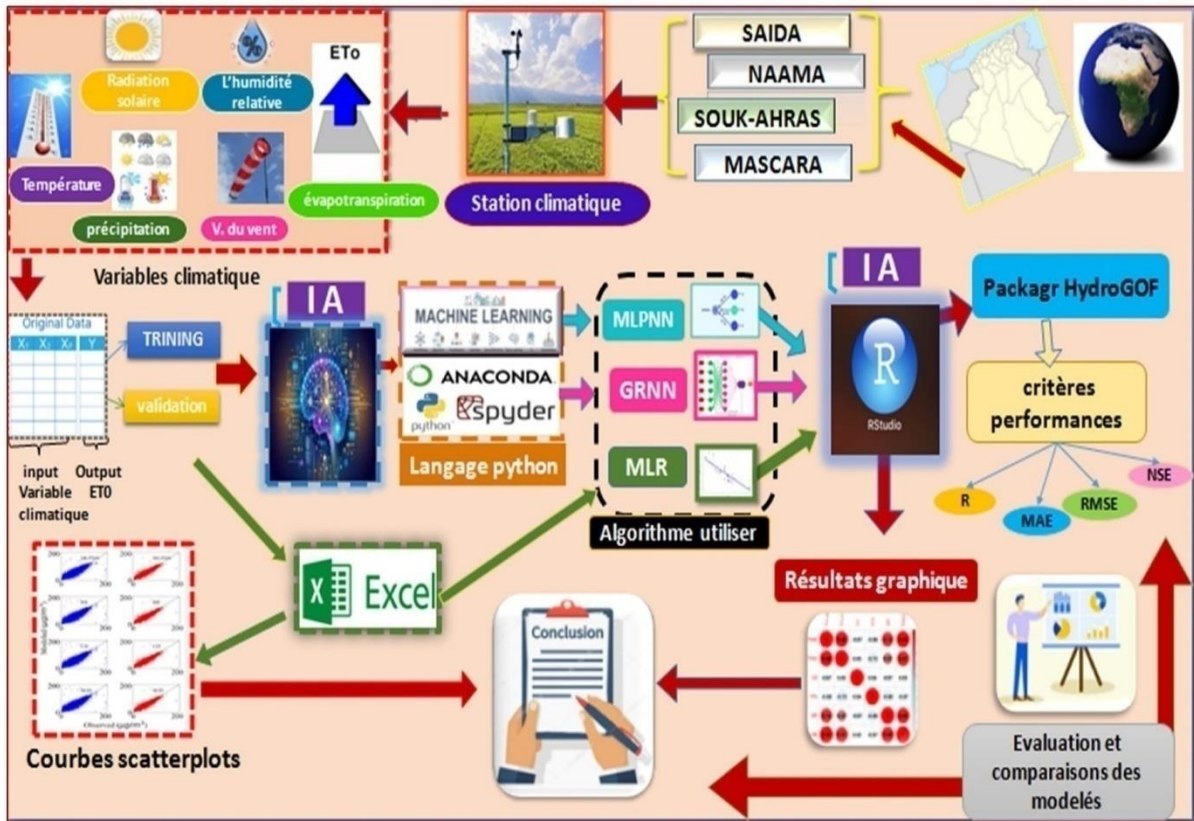
### 421 **Tableau III.2. Langage Python**

<b>Objectif</b>	Python est un langage généraliste, destiné principalement au développement et au déploiement de logiciels
<b>Utilisateurs</b>	Python est plus utilisé par les data Scientists qui ont un background en développement d'application
<b>Courbe d'apprentissage</b>	Python est considéré comme l'un des langages de programmation les plus proches de l'anglais, grâce à sa syntaxe intuitive et facile à lire. Il est donc considéré comme un bon langage pour les programmeurs débutants. Sa courbe d'apprentissage est linéaire et fluide.
<b>Rapidité</b>	Python a beaucoup plus de flexibilité dans l'interaction avec d'autres langages de programmation et est plus rapide par rapport à R.
<b>Apprentissage automatique</b>	Python a des bibliothèques d'apprentissage automatique plus avancées, telles que Sciait-learn et TensorFlow

422

### 423 **III.9. Étapes de développement des modèles ET0 avec Spyder&Anaconda**

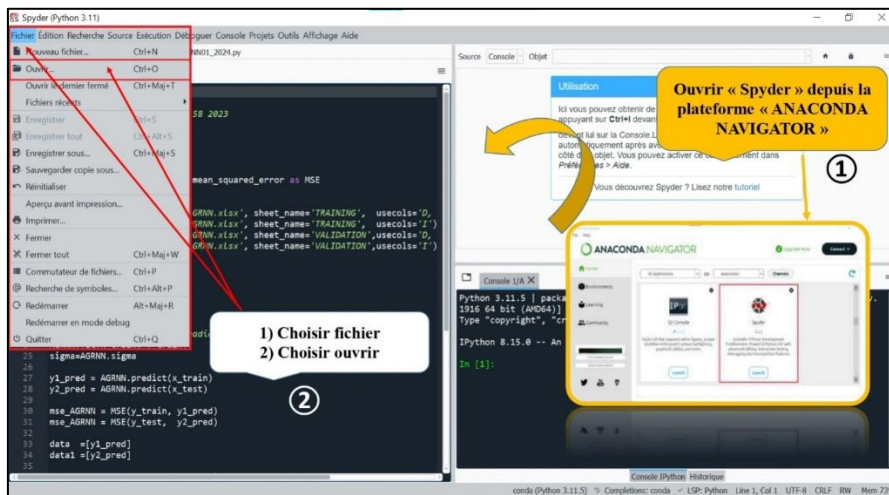
424 Nous présentons brièvement ci-dessous les étapes à suivre pour la modélisation de  
 425 l'ET0 sous la plateformeSpyder&Anaconda. La modélisation d'une frome générale est  
 426 présentée dans la **Figure III. 12** en qualité de Flowchart.



427

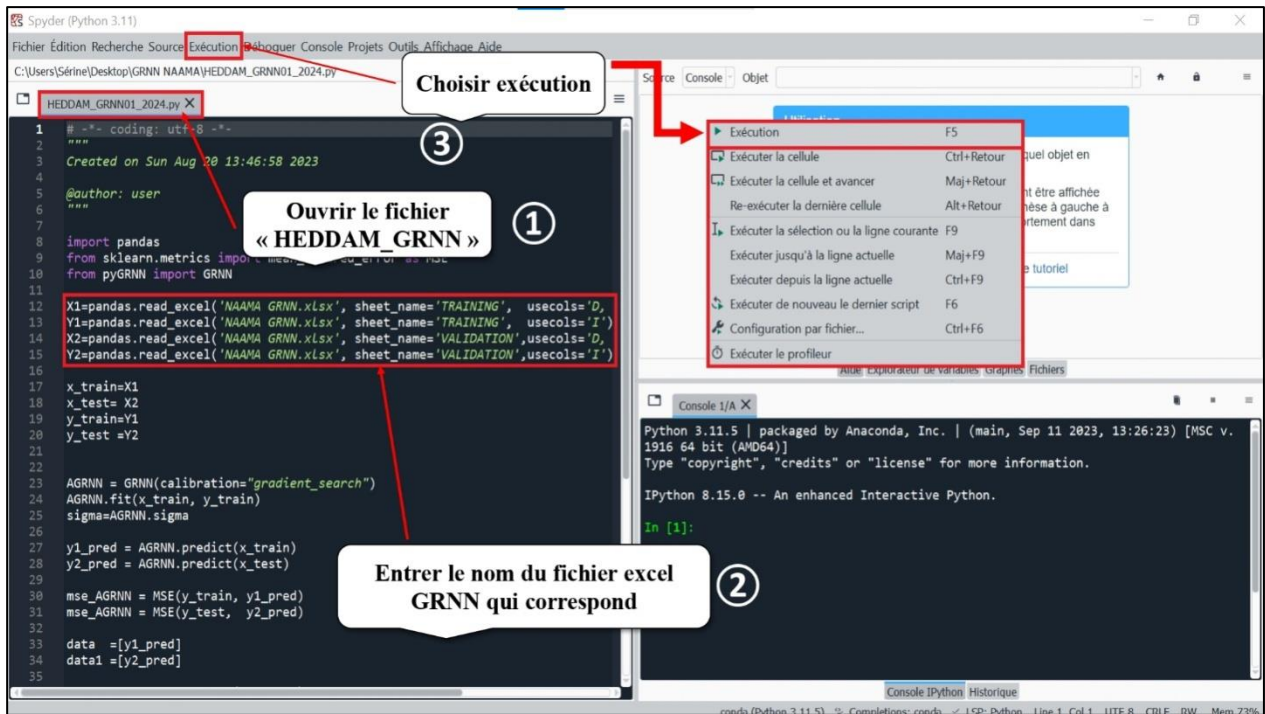
428 **Figure III.12.** Synoptique de la modélisation proposée en forme de flowchart générale

429 L'étape suivante est le lancement du logiciel Spyder depuis Anaconda, et on lance le  
 430 fichier contenant le code Python de calcul.



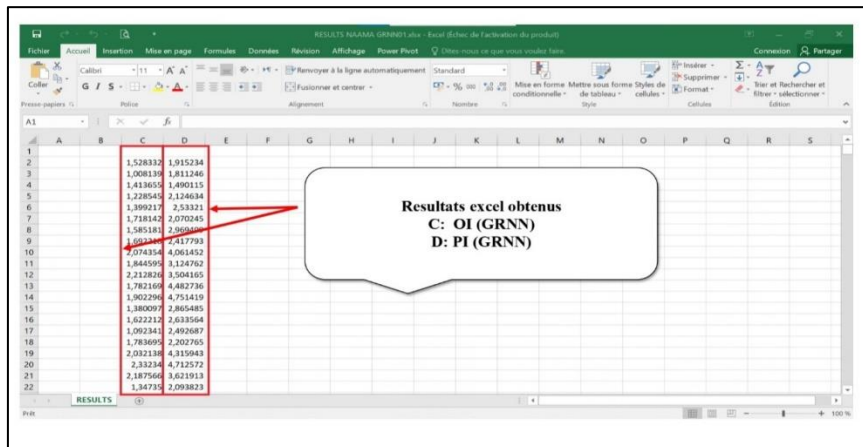
431

432 **Figure III.13.** Lancement du Spyder à partir de Anaconda et lecture du fichier



433  
434 **Figure III.14.** Exécution du code python pour le modèle sélectionner : GRNN et MLPNN.

435 Une fois le programme réalise les calculs de modélisation demandés pour le GRNN et  
436 MLPNN, on stocke les résultats dans un fichier Excel (les valeurs calculées par le modèle et  
437 désigner par Pi), pour les deux phases training et validation.



438  
439 **Figure III.15.** Affichages des Résultats (Training et Validation) sur un fichier Excel.

440  
441 Une fois la phase de modélisation achevée, on procède au calcul des critères de  
442 performances en utilisant le logiciel R-Studios. Et on procède à la préparation des figures  
443 Scatterplot pour la partie validation pour les douze modèles développés. La comparaison  
444 entre les différents modèles se fait sur la base graphique et numérique. La comparaison se fait  
445 à la fois entre les modèles GRNN, MLPNN et MLR.

446

### 447 **III.10. Conclusion**

448 Dans ce chapitre nous avons présentés les bases et les concepts de base essentiels de  
449 l'intelligence artificielle et du machine Learning, en se concentrant sur les réseaux de  
450 neurones artificiels. Nous avons commencé par contextualité l'IA et expliquer son importance  
451 croissante dans notre société moderne, soulignant son rôle dans la résolution de problèmes  
452 complexes et l'amélioration des technologies. Ensuite, nous avons exploré les concepts de  
453 base du machine Learning, en montrant comment les algorithmes peuvent apprendre à partir  
454 de données pour effectuer des tâches spécifiques. Nous avons ensuite présenté les réseaux de  
455 neurones artificiels, en détaillant leur évolution historique et en examinant différents types de  
456 neurones, y compris le perceptron et le MLPNN. Dans ce chapitre nous avons également  
457 abordé le concept de régression linéaire multiple en tant que méthode traditionnelle de  
458 modélisation. Nous avons aussi présenté brièvement la plateforme Anaconda et Spyder  
459 utiliser pour le développement des modèles.

1  
2  
3  
4  
5  
6  
7  
8  
9  
10  
11  
12  
13  
14  
15  
16  
17  
18  
19  
20  
21  
22  
23  
24  
25  
26  
27  
28  
29  
30  
31  
32

---

***Chapitre IV: Résultats et Interprétation***

---

## 33 IV.1. Introduction

34 L'évapotranspiration (ET) est l'une des composantes du cycle hydrologique les plus  
 35 difficiles à quantifier du fait de sa complexité dans le système sol-plante-atmosphère, son  
 36 estimation est importante pour les programmes d'irrigation, la planification et la gestion des  
 37 ressources en eau (Lu et al., 2023; Martin et al., 2024). Dans ce chapitre nous présentons les  
 38 résultats de modélisation de l'évapotranspiration de référence ( $ET_0$ ) obtenus par un modèle de  
 39 régression linéaire et deux modèles de réseaux de neurones artificielles sous les abréviations (MLR,  
 40 MLPNN et GRNN). Nous discuterons les résultats obtenus au niveau des quatre stations  
 41 climatiques objet de la présente étude. Pour le développement des modèles, le langage de  
 42 programmation Python a été utilisé. Les modèles à base d'IA utilisés possèdent différents types de  
 43 paramètres à optimiser durant la phase d'apprentissage. Nous discuterons les résultats obtenus  
 44 pour chaque station dans les sections ci-dessous (Tableaux IV.1-4, Figures IV.1-12).

## 46 IV.2. Modélisation de l' $ET_0$ à Pas de Temps Journalière & Station de Mascara

47 Les résultats obtenus au niveau de la station de Mascara (Tableau IV.1, Figures IV.1-3)  
 48 fluctuent selon le nombre de variables utilisées, bien que les meilleurs résultats soient obtenus  
 49 avec les modèles utilisant quatre et cinq variables d'entrées.

51 Les modèles MLR assurent des valeurs de R et NSE rangés entre (0.980 et 0.910), (0.970  
 52 et 0.840), et les trois modèles MLR1, MLR2 et MLR3 assurent les meilleures performances avec  
 53 un R de 0.980. La remarque la plus importante est que l'exclusion de l'un des deux températures  
 54  $T_{max}$  ou  $T_{min}$  (la deuxième et la troisième combinaison) garantit des meilleurs résultats. Pour les  
 55 modèles à trois variables d'entrées, la meilleure combinaison est la cinquième ( $T_{max}$ , H%, SR)  
 56 avec des valeurs de R, NSE, RMSE, et MAE de l'ordre de  $\approx 0.970$ ,  $\approx 0.930$ ,  $\approx 0.610$ , et  $\approx 0.490$ ,  
 57 respectivement. Avec les modèles à deux entrées, nous obtenons des bons résultats pour les deux  
 58 dernières combinaisons (onzième et douzième) avec un R de 0.960. Les faibles résultats pour les  
 59 modèles MLR sont assurés par le modèle MLR10, avec des taux de réduction des performances  
 60 par rapport au meilleur modèle qui est le MLR1 de l'ordre de 7.692%, 15.476%, 57.292% et  
 61 59.494% en terme de R, NSE, RMSE, et MAE, respectivement.

62 Avec les modèles MLPNN, nous obtenons des résultats meilleurs à ceux obtenus par les  
 63 modèles MLR. Le meilleur modèle MLPNN est le MLPNN3 ( $R \approx 0.990$ ,  $NSE \approx 0.990$ ,

64 RMSE $\approx$ 0.250, MAE $\approx$ 0.190) avec l'utilisation de la troisième combinaison d'entrées ( $T_{\min}$ ,  $U_2$ ,  
65 H%, SR), avec une déférence négligeable par rapport au modèle MLPNN1 qui utilise tous les  
66 variables climatiques. Pour les modèles à trois variables d'entrées, la meilleure combinaison est la  
67 cinquième ( $T_{\max}$ , H%,SR) avec des valeurs de R, NSE, RMSE, et MAE de l'ordre de  $\approx$ 0.980,  
68  $\approx$ 0.960,  $\approx$ 0.470, et  $\approx$ 0.360, respectivement. Les faibles résultats des modèles MLPNN sont  
69 assurés par les trois derniers modèles (MLPNN10, MLPNN11, et MLPNN12), avec des taux de  
70 réduction des performances par rapport au meilleur modèle MLPNN (MLPNN3) de l'ordre de  
71 8.791%, 19.277% en termes de R, NSE, respectivement.

72 Pour les modèles GRNN, les résultats obtenus étaient relativement similaire à celles  
73 obtenus avec les modèles MLPNN et meilleur par rapport aux modèles MLR. Avec ces modèles  
74 nous obtenons le meilleur modèle au niveau de la station qui est le GRNN1 avec des indices  
75 numériques de (R $\approx$ 0.990, NSE $\approx$ 0.990, RMSE $\approx$ 0.210, MAE $\approx$ 0.150). Les faibles performances des  
76 modèles GRNN sont assurés par le modèle GRNN10 qui utilise la température minimale et  
77 l'humidité relative, avec des taux de réduction des performances par rapport au meilleur modèle  
78 (GRNN1) de l'ordre de 7.609%, 16.471%, 77.419%, et 80.263%, en termes de R, NSE, RMSE,  
79 et MAE, respectivement.

80 Les modèles ont été comparés d'une façon graphique, comme le montrent les figures IV.1,  
81 IV.2, et IV.3. Les Scatterplots des valeurs calculées et mesurées de l' $ET_0$  durant la phase de  
82 validation pour tous les modèles, nous permet de conclure que les données étaient moins  
83 dispersées (forte corrélation) en utilisant les trois premières combinaisons. Par contre, la dixième  
84 combinaison a donné les données les plus dispersées (faible corrélation).

85  
86  
87  
88  
89  
90  
91  
92  
93  
94

95 **Table IV.1.** Performances des différents modèles: Station de Mascara

Modèles	Training				Validation			
	R	NSE	RMSE	MAE	R	NSE	RMSE	MAE
MLR1	0.980	0.970	0.410	0.320	0.980	0.970	0.410	0.320
MLR2	0.980	0.960	0.480	0.380	0.980	0.960	0.480	0.370
MLR3	0.980	0.970	0.410	0.320	0.980	0.970	0.420	0.330
MLR4	0.950	0.900	0.750	0.610	0.950	0.900	0.760	0.630
MLR5	0.970	0.940	0.600	0.480	0.970	0.930	0.610	0.490
MLR6	0.920	0.840	0.940	0.770	0.920	0.840	0.960	0.790
MLR7	0.950	0.900	0.760	0.610	0.940	0.890	0.780	0.620
MLR8	0.930	0.870	0.860	0.680	0.930	0.860	0.880	0.700
MLR9	0.950	0.890	0.770	0.620	0.940	0.890	0.800	0.640
MLR10	0.920	0.840	0.940	0.770	0.910	0.840	0.960	0.790
MLR11	0.960	0.920	0.670	0.530	0.960	0.920	0.670	0.530
MLR12	0.960	0.930	0.640	0.510	0.960	0.930	0.640	0.510
MLPNN1	0.990	0.990	0.260	0.190	0.990	0.990	0.280	0.200
MLPNN2	0.990	0.990	0.280	0.210	0.990	0.980	0.290	0.220
MLPNN3	0.990	0.990	0.240	0.180	0.990	0.990	0.250	0.190
MLPNN4	0.970	0.940	0.600	0.470	0.970	0.930	0.610	0.490
MLPNN5	0.980	0.970	0.440	0.340	0.980	0.960	0.470	0.360
MLPNN6	0.903	0.860	0.890	0.730	0.930	0.860	0.900	0.740
MLPNN7	0.960	0.920	0.690	0.110	0.960	0.910	0.690	0.100
MLPNN8	0.940	0.880	0.830	0.050	0.930	0.870	0.850	0.060
MLPNN9	0.960	0.910	0.690	0.030	0.960	0.910	0.700	0.040
MLPNN10	0.920	0.840	0.950	0.100	0.910	0.830	0.970	0.100
MLPNN11	0.970	0.940	0.570	0.070	0.970	0.930	0.610	0.490
MLPNN12	0.970	0.940	0.590	0.110	0.970	0.920	0.610	0.490
GRNN1	1.000	1.000	0.140	0.100	0.990	0.990	0.210	0.150
GRNN2	1.000	0.990	0.200	0.150	0.990	0.990	0.250	0.190
GRNN3	1.000	0.990	0.190	0.140	0.990	0.990	0.240	0.180
GRNN4	0.970	0.950	0.540	0.410	0.970	0.940	0.600	0.470
GRNN5	0.900	0.970	0.390	0.300	0.970	0.940	0.600	0.470
GRNN6	0.904	0.880	0.830	0.660	0.930	0.860	0.880	0.710
GRNN7	0.970	0.930	0.600	0.460	0.960	0.920	0.670	0.520
GRNN8	0.940	0.890	0.790	0.610	0.940	0.880	0.840	0.650
GRNN9	0.940	0.890	0.790	0.610	0.940	0.890	0.790	0.610
GRNN10	0.930	0.860	0.890	0.720	0.920	0.850	0.930	0.760
GRNN11	0.980	0.950	0.530	0.400	0.970	0.950	0.550	0.410
GRNN12	0.970	0.950	0.530	0.410	0.970	0.950	0.550	0.420

96

97

98

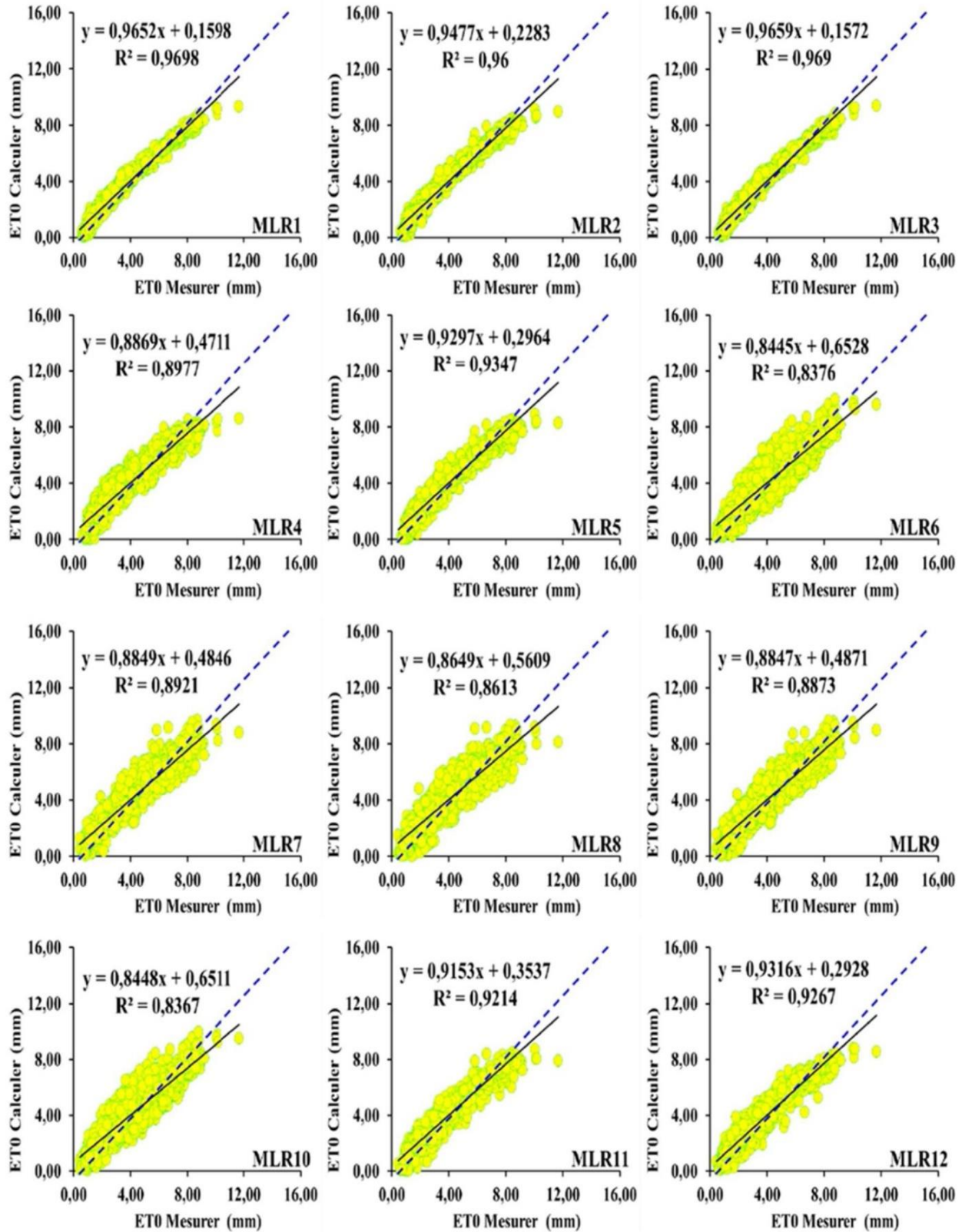
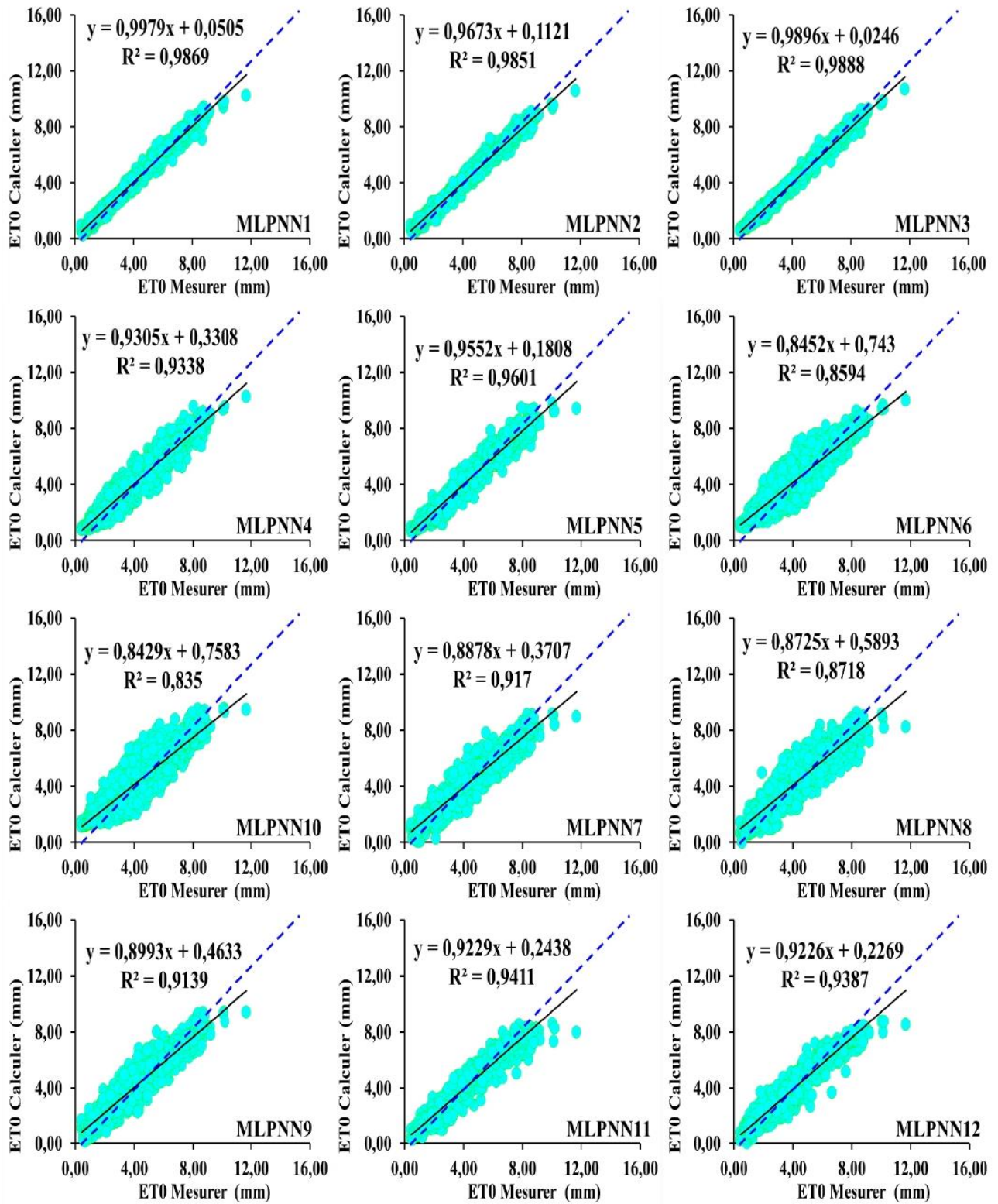


Figure IV.1. Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET<sub>0</sub> en phase de validation: Station de Mascara & modèles MLR

99  
100  
101

102



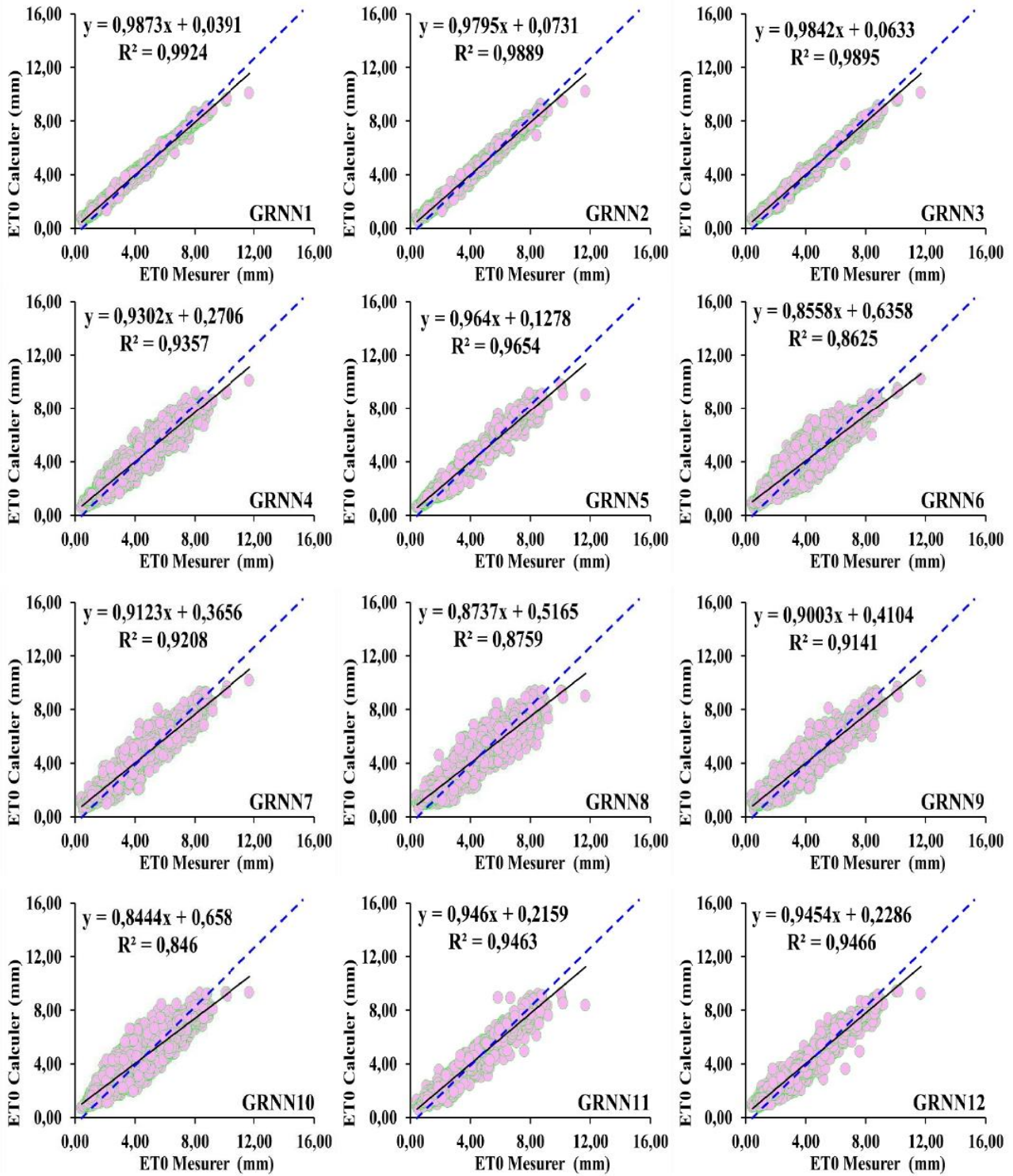
103

104

105

**Figure IV.2.** Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de L'ET<sub>0</sub> en phase de validation: Station de Mascara & modèles MLPNN

106  
107



108  
109  
110  
111

**Figure IV.3.** Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de L'ET<sub>0</sub> en phase de validation: Station de Mascara & modèles GRNN

### 112 IV.3. Modélisation de l'ET0 à Pas de Temps Journalière & Station de Naâma

113  
 114 Au niveau de la station de Naâma (Tableau IV.2, Figures IV.4-6), les performances des  
 115 modèles étaient similaires par rapport à la station de Mascara. Les trois premières combinaisons  
 116 avec cinq et quatre variables climatiques sont assurées les meilleures performances avec des valeurs  
 117 de R et NSE rangés entre (0.990 et 0.970), (0.990 et 0.940), respectivement. D'une façon  
 118 générale, les meilleurs résultats sont obtenus par les modèles GRNN, avec une moyenne des  
 119 valeurs des R et NSE de (0.954 et 0.914), suivi par les modèles MLPNN (0.953 et 0.910), suivi  
 120 par les modèles MLR (0.937 et 0.879). La remarque la plus importante est l'effet des variables  
 121 d'entrées des modèles: tous les modèles utilisant la première combinaison avec tous les variables  
 122 climatiques ( $T_{max}$ ,  $T_{min}$ ,  $U_2$ ,  $H\%$ ,  $SR$ ) ont assurés les meilleures performances. Le meilleur  
 123 modèle au niveau de la station est le modèle MLPNN1 avec les plus grands R et NSE (0.990,  
 124 0.990) et les plus faibles RMSE et MAE (0.230, 0.160), suivi par le modèle GRNN1 ( $R \approx 0.990$ ,  
 125  $NSE \approx 0.990$ ,  $RMSE \approx 0.240$ ,  $MAE \approx 0.180$ ). Par contre, et dans la septième place, on retrouve le  
 126 modèle MLR1 ( $R \approx 0.980$ ,  $NSE \approx 0.950$ ,  $RMSE \approx 0.580$ ,  $MAE \approx 0.440$ ).

127 Pour qui est des faibles performances, elles sont assurées par le modèle MLR8 ( $R \approx 0.890$ ,  
 128  $NSE \approx 0.790$ ,  $RMSE \approx 1.200$ ,  $MAE \approx 0.920$ ), qui utilise les deux températures comme entrées, et les  
 129 taux de réduction des performances de ce modèle par rapport au meilleur modèle au niveau de la  
 130 station (MLPNN1) sont de l'ordre de 11.236%, 25.316%, 80.833%, et 82.609% , en termes de R,  
 131 NSE, RMSE, et MAE, respectivement.

132 En générale, au niveau de la station de Naâma, mieux d'utiliser les deux variables  $T_{max}$ ,  
 133  $SR$  (Onzième combinaison) ou  $T_{min}$ ,  $SR$  (Douzième combinaison) que d'utiliser les deux  
 134 températures  $T_{max}$  et  $T_{min}$  (Huitième combinaison).

135 La représentation graphique (Figures IV.4, IV.5, et IV.6) montre la même tendance que  
 136 les résultats numériques, l'utilisation des trois premières combinaisons assurent les données les  
 137 moins dispersées, Par contre, la huitième combinaison ( $T_{max}$  et  $T_{min}$ ) a donné les données les plus  
 138 dispersées.

139

140

141

142

143

144

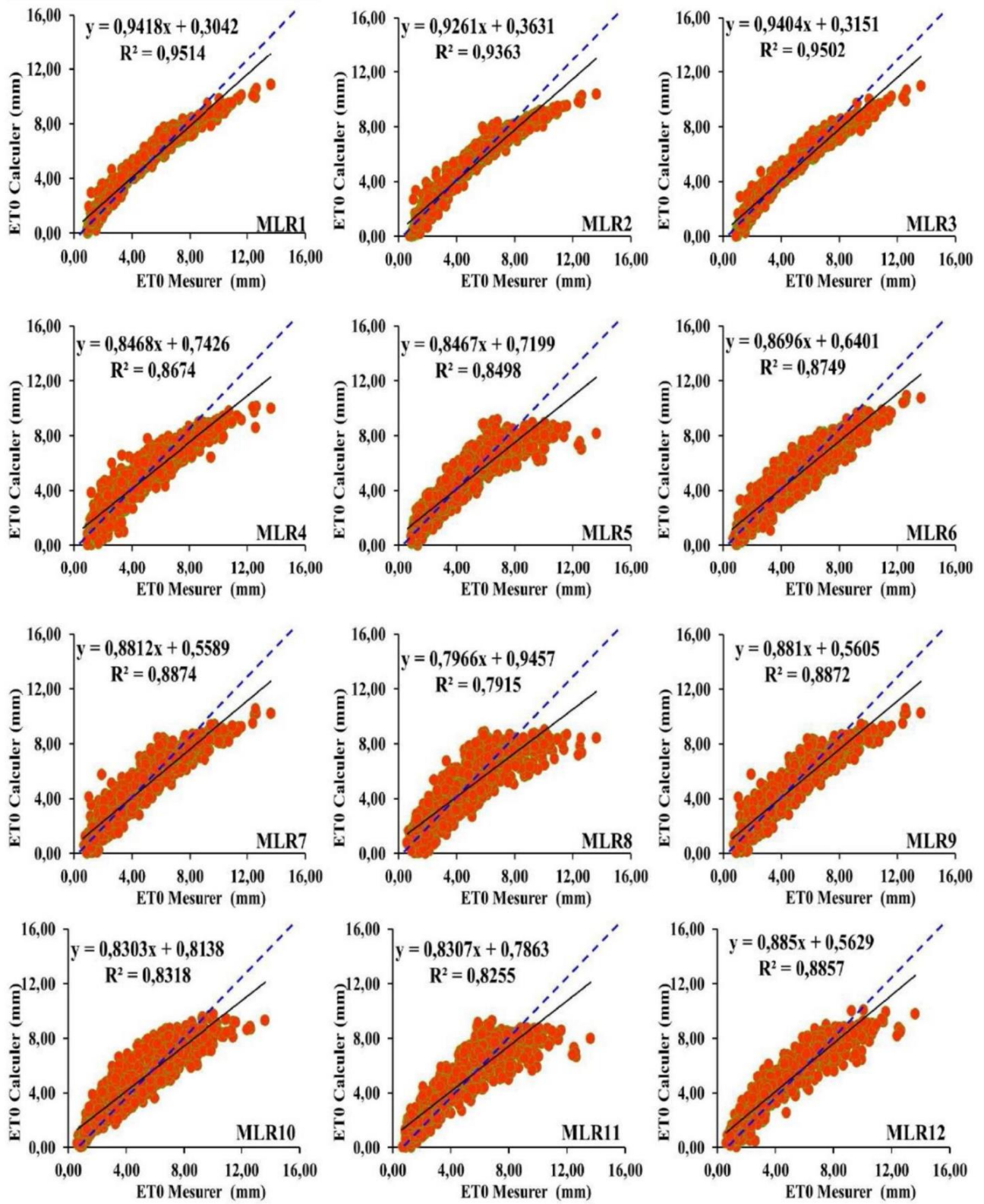
145 **Table IV.2.** Performances des différents modèles: Station de Naâma

Modèles	Training				Validation			
	R	NSE	RMSE	MAE	R	NSE	RMSE	MAE
MLR1	0.980	0.950	0.590	0.450	0.980	0.950	0.580	0.440
MLR2	0.970	0.940	0.680	0.510	0.970	0.940	0.660	0.510
MLR3	0.970	0.950	0.600	0.460	0.970	0.950	0.590	0.450
MLR4	0.930	0.860	1.010	0.810	0.930	0.870	0.960	0.760
MLR5	0.920	0.850	1.020	0.760	0.920	0.850	1.020	0.760
MLR6	0.940	0.880	0.910	0.740	0.940	0.870	0.930	0.760
MLR7	0.940	0.890	0.880	0.690	0.940	0.890	0.880	0.690
MLR8	0.900	0.800	1.190	0.910	0.890	0.790	1.200	0.920
MLR9	0.940	0.890	0.880	0.690	0.940	0.890	0.880	0.690
MLR10	0.920	0.840	1.070	0.820	0.910	0.830	1.080	0.840
MLR11	0.910	0.830	1.090	0.800	0.910	0.830	1.100	0.820
MLR12	0.940	0.890	0.890	0.670	0.940	0.890	0.890	0.670
MLPNN1	1.000	0.990	0.210	0.150	0.990	0.990	0.230	0.160
MLPNN2	0.990	0.990	0.300	0.220	0.990	0.980	0.320	0.240
MLPNN3	0.990	0.990	0.280	0.200	0.990	0.990	0.290	0.210
MLPNN4	0.960	0.920	0.770	0.590	0.960	0.920	0.750	0.590
MLPNN5	0.940	0.880	0.910	0.650	0.940	0.880	0.910	0.650
MLPNN6	0.960	0.920	0.750	0.590	0.950	0.910	0.800	0.630
MLPNN7	0.970	0.940	0.660	0.520	0.970	0.930	0.580	0.540
MLPNN8	0.910	0.820	1.130	0.860	0.900	0.810	1.150	0.880
MLPNN9	0.970	0.940	0.680	0.540	0.970	0.930	0.690	0.540
MLPNN10	0.920	0.850	1.030	0.780	0.910	0.840	1.060	0.800
MLPNN11	0.920	0.850	1.030	0.730	0.920	0.840	1.050	0.750
MLPNN12	0.950	0.900	0.850	0.620	0.950	0.900	0.850	0.640
GRNN1	0.950	0.900	0.850	0.640	0.990	0.990	0.240	0.180
GRNN2	1.000	0.990	0.220	0.160	0.990	0.990	0.300	0.230
GRNN3	1.000	0.990	0.230	0.170	0.990	0.990	0.310	0.230
GRNN4	0.970	0.930	0.680	0.510	0.960	0.920	0.730	0.560
GRNN5	0.950	0.900	0.860	0.610	0.940	0.880	0.890	0.640
GRNN6	0.970	0.930	0.690	0.530	0.950	0.910	0.780	0.610
GRNN7	0.980	0.950	0.570	0.450	0.970	0.940	0.640	0.510
GRNN8	0.910	0.830	1.100	0.830	0.900	0.820	1.130	0.850
GRNN9	0.970	0.940	0.630	0.500	0.970	0.940	0.670	0.530
GRNN10	0.920	0.860	1.020	0.770	0.920	0.840	1.060	0.800
GRNN11	0.930	0.860	1.010	0.700	0.920	0.850	1.030	0.730
GRNN12	0.950	0.910	0.810	0.590	0.950	0.900	0.820	0.600

146

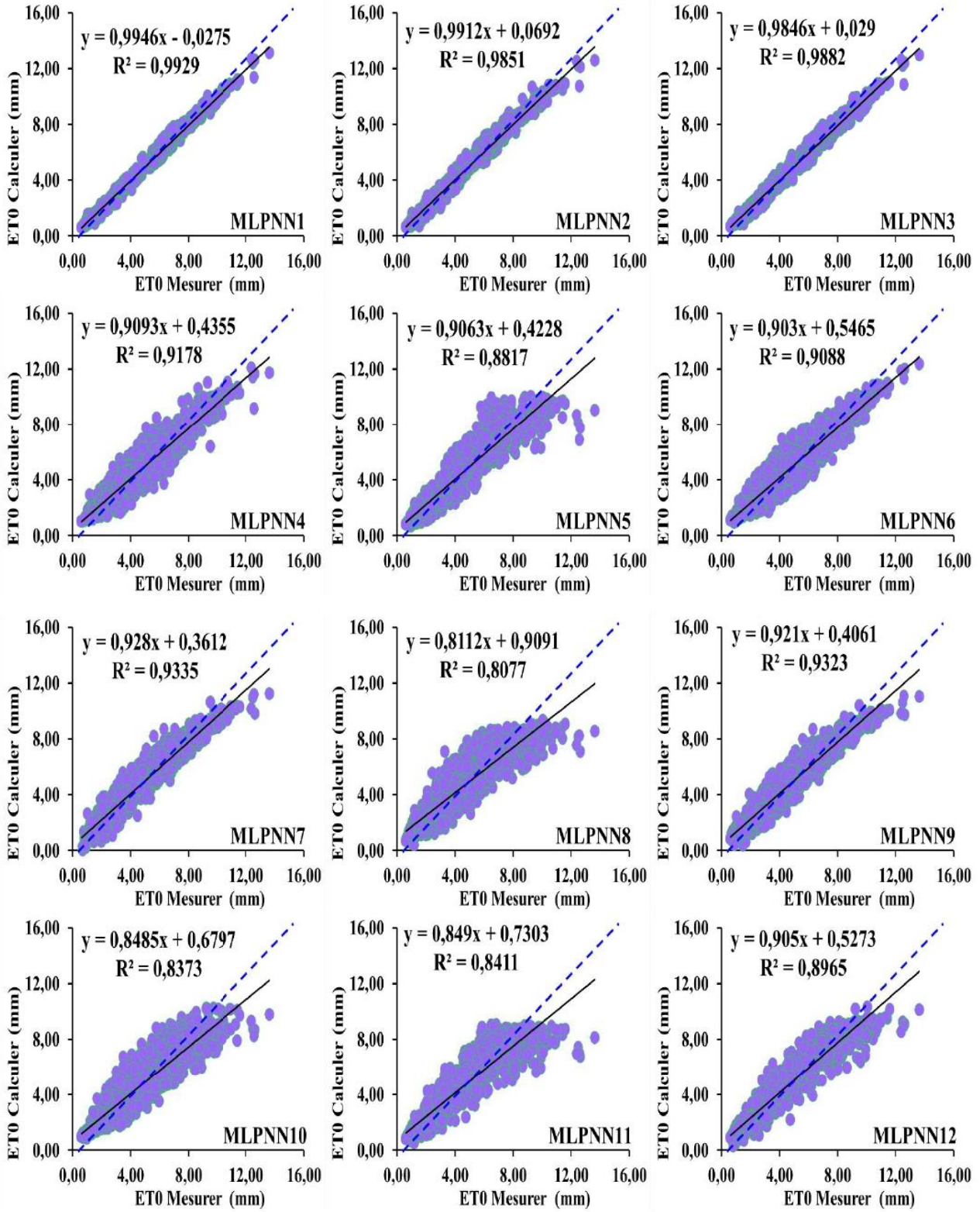
147

148



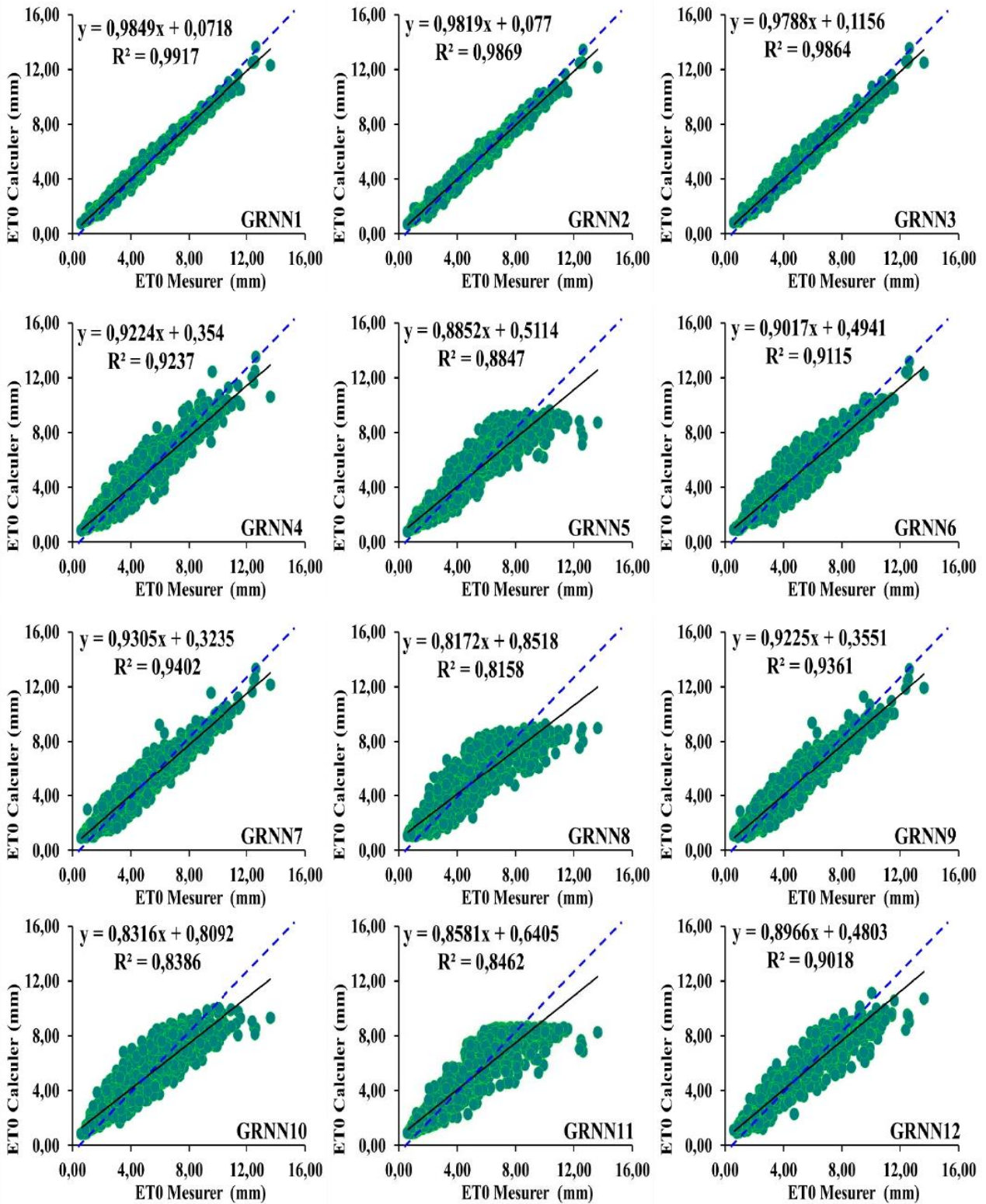
**Figure IV.4.** Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de L'ET<sub>0</sub> en phase de validation: Station de Naâma & modèles MLR

149  
150  
151  
152



153  
 154 **Figure IV.5.**Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET<sub>0</sub> en phase de validation: Station  
 155 de Naâma & modèles MLPNN

156  
157



158  
159  
160

**Figure IV.6.** Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET<sub>0</sub> en phase de validation: Station de Naâma & modèles GRNN

161

162 **IV.4. Modélisation de l'ET<sub>0</sub> à Pas de Temps Journalière & Station de Saïda**

163

164 Au niveau de la station de Saïda (Tableau IV.3, Figures IV.7-9), d'une façon générale, avec  
 165 tous les modèles, les performances varient entre bonnes à excellentes, avec une certaine supériorité  
 166 des modèles à base d'IA (MLPNN et GRNN). Le meilleur modèle au niveau de la station est le  
 167 GRNN3 qui utilise la troisième combinaison d'entrée ( $T_{\min}$ ,  $U_2$ , H%, SR), avec des indices de  
 168 l'ordre de ( $R \approx 0.990$ ,  $NSE \approx 0.980$ ,  $RMSE \approx 0.320$ ,  $MAE \approx 0.230$ ), ce qui explique l'effet mineur de  
 169 la température maximale ( $T_{\max}$ ). Par contre les faibles performances sont obtenues par le modèle  
 170 MLR10 qui utilise deux variables climatiques ( $T_{\min}$  et H%) avec des indices de l'ordre de  
 171 ( $R \approx 0.910$ ,  $NSE \approx 0.820$ ,  $RMSE \approx 0.930$ ,  $MAE \approx 0.740$ ).

172 Premièrement, en utilisant les cinq variables d'entrées, le modèle GRNN1a donné  
 173 les meilleures valeurs des R ( $\approx 0.990$ ), NSE ( $\approx 0.980$ ), RMSE ( $\approx 0.310$ ) et MAE ( $\approx 0.220$ ). Les  
 174 modèles MLR1 et MLPNN1 ont donné des performances légèrement inférieures par rapport au  
 175 modèle GRNN1.

176 Pour les modèles basés sur quatre variables d'entrées (la deuxième et la  
 177 troisième combinaison), ils ont donné des performances similaires à celle de la  
 178 première combinaison, avec une certaine supériorité de la troisième combinaison d'entrées, et il est  
 179 clair que l'inclusion de la température maximale ( $T_{\max}$ ) ou la température minimale ( $T_{\min}$ ) jouent  
 180 un rôle mineur dans l'amélioration des performances des modèles.

181 De plus, en n'utilisant que trois variables d'entrée, (la quatrième la septième combinaison),  
 182 il est clair que les performances des modèles se sont dégradées de telle sorte que, entre la première  
 183 et la sixième combinaison, on enregistre une chute des performances en termes de RMSE et MAE  
 184 de (53.261%, 54.054%), (52.747%, 56.757%), (64.773%, 68.116%), pour les modèles MLR,  
 185 MLPNN et GRNN, respectivement.

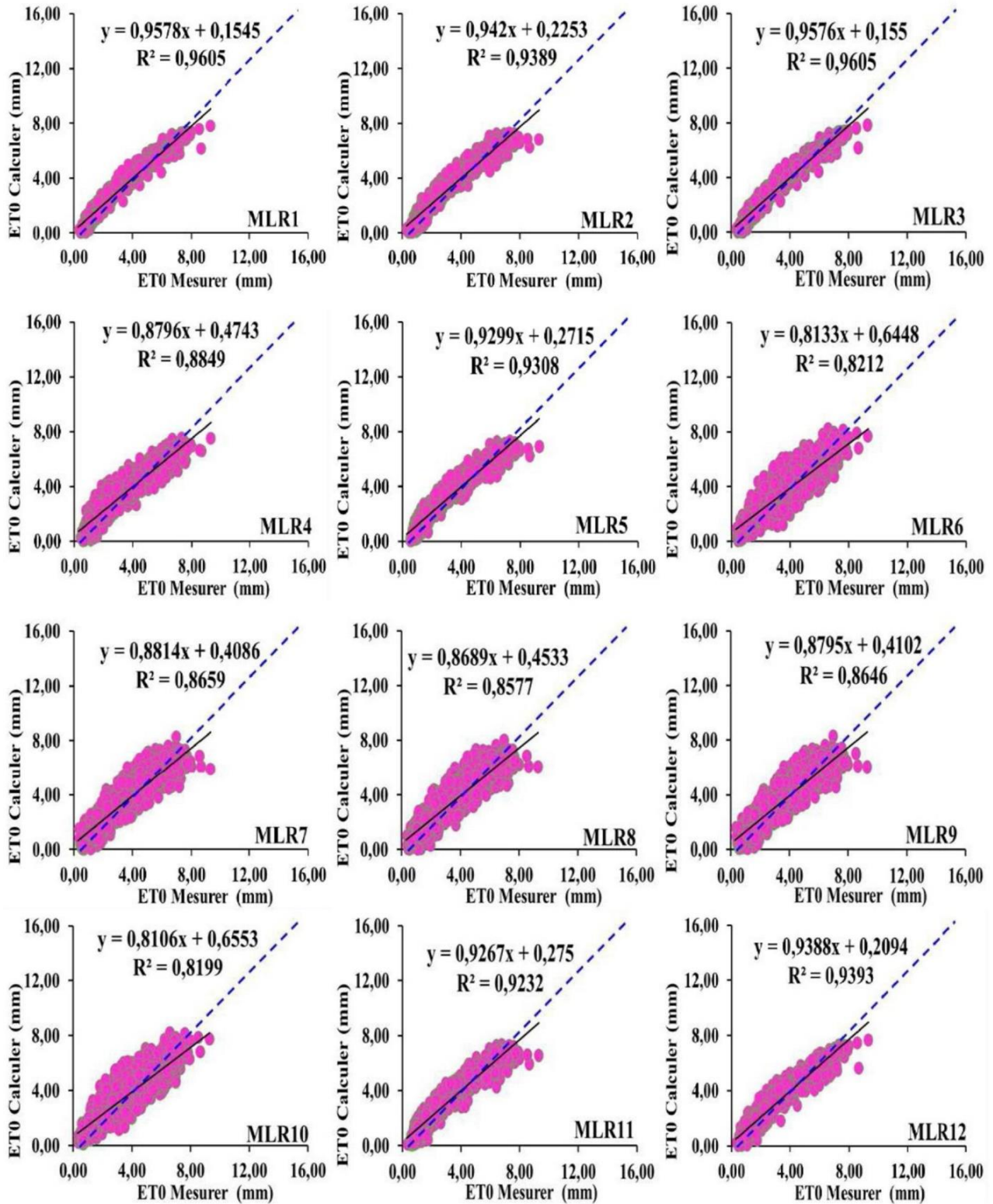
186 Enfin, et pour les modèles n'ayant que deux variables d'entrée (la huitième la douzième  
 187 combinaison), des faibles performances sont obtenues, à l'exception des deux modèles qui  
 188 utilisent la radiation solaire (les deux dernières combinaisons), et les différences en termes des  
 189 taux de R, NSE, RMSE et MAE entre la première et la dernière combinaison sont de l'ordre de  
 190 (1.031%, 2.128%, 20.370% et 19.048%), (0.00%, 1.053%, 8.511% et 8.571%) et (1.020%,  
 191 2.083%, 32.609% et 33.333%) pour les modèles MLR, MLPNN et GRNN, respectivement.

192 Pour les résultats graphiques, les figures IV.7, IV.8 et IV.9 ont montré que tous les  
 193 modèles ont donné des bons résultats, à l'exception des modèles n'utilisant pas la radiation solaire  
 194 comme variable d'entrée, ce qui explique l'effet prédominant de cette variable.

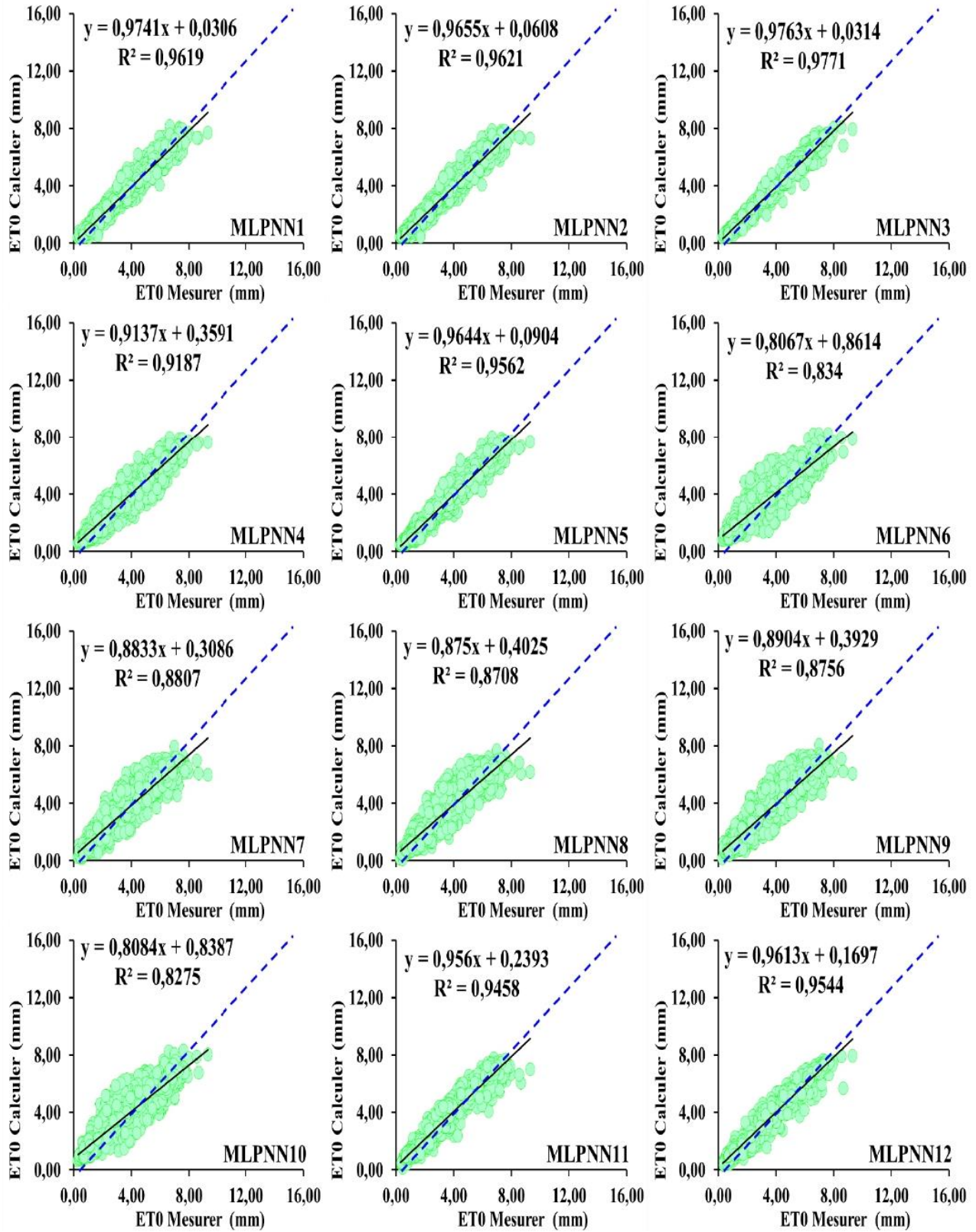
195

196 **Table IV.3.** Performances des différents modèles: Station de Saïda

Modèles	Training				Validation			
	R	NSE	RMSE	MAE	R	NSE	RMSE	MAE
MLR1	0.980	0.960	0.460	0.350	0.980	0.960	0.430	0.340
MLR2	0.970	0.940	0.570	0.440	0.970	0.940	0.540	0.430
MLR3	0.980	0.960	0.460	0.350	0.980	0.960	0.430	0.340
MLR4	0.940	0.880	0.760	0.610	0.940	0.880	0.740	0.610
MLR5	0.960	0.930	0.600	0.480	0.960	0.930	0.570	0.460
MLR6	0.910	0.820	0.930	0.740	0.910	0.820	0.920	0.740
MLR7	0.930	0.870	0.800	0.630	0.930	0.870	0.800	0.640
MLR8	0.930	0.860	0.830	0.650	0.930	0.860	0.820	0.660
MLR9	0.930	0.870	0.800	0.640	0.930	0.860	0.800	0.640
MLR10	0.910	0.820	0.940	0.740	0.910	0.820	0.930	0.740
MLR11	0.960	0.920	0.630	0.500	0.960	0.920	0.600	0.480
MLR12	0.970	0.940	0.560	0.440	0.970	0.940	0.540	0.420
MLPNN1	0.980	0.960	0.440	0.310	0.980	0.960	0.430	0.320
MLPNN2	0.980	0.960	0.430	0.310	0.980	0.960	0.430	0.320
MLPNN3	0.990	0.980	0.340	0.240	0.990	0.980	0.330	0.240
MLPNN4	0.960	0.910	0.650	0.500	0.960	0.920	0.620	0.480
MLPNN5	0.980	0.960	0.470	0.340	0.980	0.960	0.460	0.350
MLPNN6	0.910	0.830	0.920	0.740	0.910	0.830	0.910	0.740
MLPNN7	0.940	0.880	0.760	0.570	0.940	0.880	0.760	0.590
MLPNN8	0.930	0.870	0.790	0.600	0.930	0.870	0.790	0.610
MLPNN9	0.940	0.880	0.760	0.580	0.940	0.880	0.770	0.600
MLPNN10	0.910	0.820	0.940	0.750	0.910	0.820	0.920	0.750
MLPNN11	0.970	0.940	0.530	0.390	0.970	0.940	0.520	0.390
MLPNN12	0.980	0.960	0.470	0.350	0.980	0.950	0.470	0.350
GRNN1	0.990	0.990	0.260	0.180	0.990	0.980	0.310	0.220
GRNN2	0.990	0.970	0.370	0.260	0.980	0.970	0.410	0.290
GRNN3	0.990	0.980	0.280	0.200	0.990	0.980	0.320	0.230
GRNN4	0.960	0.920	0.610	0.450	0.960	0.920	0.610	0.470
GRNN5	0.980	0.970	0.410	0.290	0.980	0.960	0.430	0.320
GRNN6	0.920	0.850	0.860	0.670	0.920	0.840	0.880	0.690
GRNN7	0.950	0.900	0.710	0.540	0.940	0.890	0.740	0.560
GRNN8	0.940	0.880	0.760	0.590	0.930	0.870	0.770	0.590
GRNN9	0.940	0.890	0.750	0.570	0.940	0.880	0.750	0.580
GRNN10	0.910	0.830	0.900	0.700	0.910	0.830	0.900	0.700
GRNN11	0.980	0.950	0.490	0.350	0.970	0.950	0.490	0.360
GRNN12	0.980	0.960	0.440	0.320	0.980	0.960	0.460	0.330



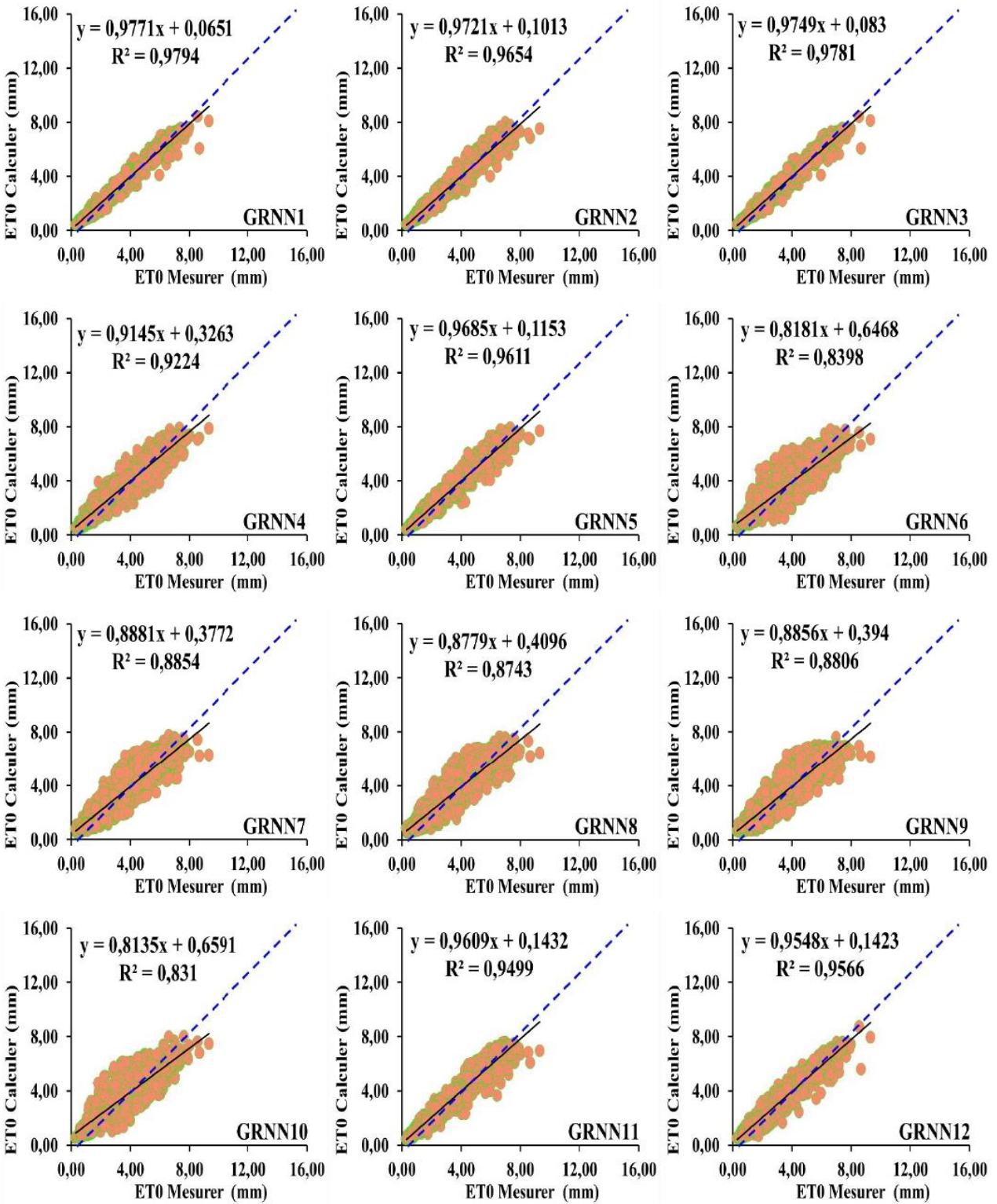
197  
 198 **Figure IV.7.** Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET<sub>0</sub> en phase de validation: Station  
 199 de Saïda & modèles MLR  
 200



**Figure IV.8.** Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET<sub>0</sub> en phase de validation: Station de Saïda & modèles MLPNN

201  
202  
203

204



205  
206  
207  
208

**Figure IV.9.** Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET<sub>0</sub> en phase de validation: Station de Saïda & modèles GRNN

## 209 IV.5. Modélisation de l'ET<sub>0</sub> à Pas de Temps Journalière & Station de Souk-Ahras

210 Au niveau de la station de Souk-Ahras (Tableau IV.4, Figure IV.10-12), les performances  
 211 des modèles étaient similaires à celles des trois stations précédentes. Les modèles GRNN ont donné  
 212 des valeurs de R et NSE allant de  $\approx 0.990$  à  $\approx 0.910$  (moyenne  $\approx 0.964$ ), et  $\approx 0.990$  à  $\approx 0.820$   
 213 (moyenne  $\approx 0.931$ ), les modèles MLPNN ont donné des valeurs de R et NSE allant de  $\approx 0.990$  à  
 214  $\approx 0.900$  (moyenne  $\approx 0.963$ ) et de  $\approx 0.990$  à  $\approx 0.810$  (moyenne  $\approx 0.927$ ), tandis que les valeurs  
 215 obtenues avec les modèles MLR allant de  $\approx 0.980$  à  $\approx 0.900$  (moyenne  $\approx 0.952$ ) et de  $\approx 0.970$  à  
 216  $\approx 0.810$  (moyenne  $\approx 0.908$ ).

217 Le modèle GRNN1 qui utilise la première combinaison avec tous variables climatiques  
 218 ( $T_{\max}$ ,  $T_{\min}$ ,  $U_2$ ,  $H\%$ ,  $SR$ ) est le plus performant au niveau de la station de Souk-Ahras avec des  
 219 indices numériques de ( $R \approx 0.990$ ,  $NSE \approx 0.0.990$ ,  $RMSE \approx 0.210$ ,  $MAE \approx 0.150$ ). Avec l'exclusion  
 220 de l'un des deux températures ( $T_{\max}$  et  $T_{\min}$ ) (la deuxième et la troisième combinaison), les  
 221 performances se dégradent, et nous obtenons des diminution des performances en termes de  
 222 RMSE et MAE avec des taux de l'ordre de 12.500% et 16.667%, respectivement, par rapport au  
 223 modèle GRNN1, ce qui nous conduit à conclure que l'effet des deux températures est similaire.

224 Le modèle GRNN le moins performant est le GRNN6 ( $R \approx 0.910$ ,  $NSE \approx 0.830$ ,  $RMSE \approx 0.920$ ,  
 225  $MAE \approx 0.730$ ) qui utilise la sixième combinaison ( $T_{\min}$ ,  $U_2$ ,  $H\%$ ), et les taux de réduction des  
 226 performances entre ce modèle et le meilleur modèle (GRNN1) sont de l'ordre de (8.791%,  
 227 19.277%, 77.174%, 79.452%) en termes de R, NSE, RMSE et MAE, respectivement.

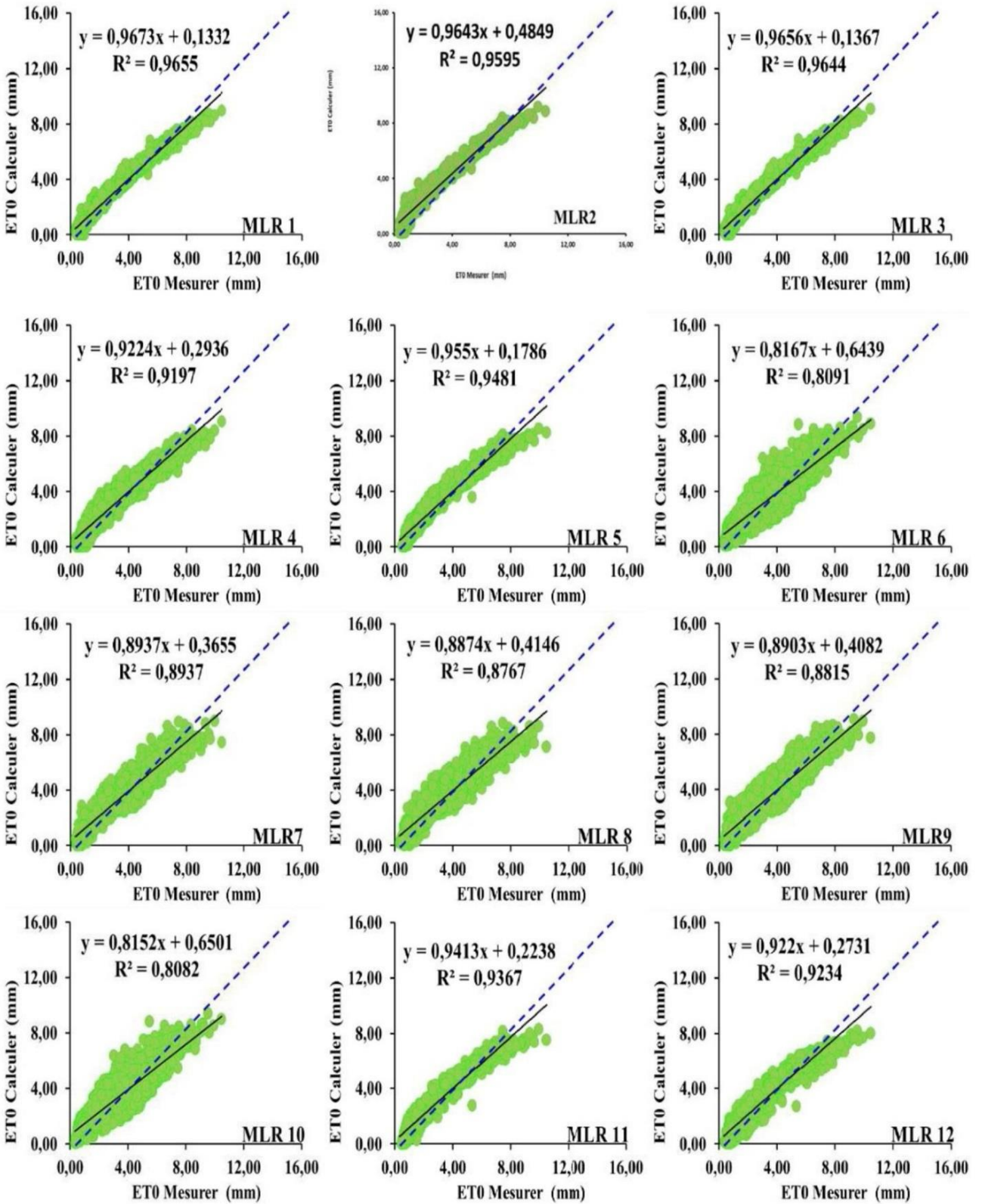
228 Pour les modèles MLPNN, le MLPNN3 ( $R \approx 0.990$ ,  $NSE \approx 0.990$ ,  $RMSE \approx 0.250$ ,  
 229  $MAE \approx 0.180$ ) qui utilise la troisième combinaison ( $T_{\min}$ ,  $U_2$ ,  $H\%$ ,  $SR$ ) est le plus performant, suivi  
 230 par le MLPNN2 ( $R \approx 0.990$ ,  $NSE \approx 0.990$ ,  $RMSE \approx 0.260$ ,  $MAE \approx 0.200$ ), suivi par le MLPNN1  
 231 ( $R \approx 0.990$ ,  $NSE \approx 0.980$ ,  $RMSE \approx 0.280$ ,  $MAE \approx 0.200$ ), et les taux d'amélioration des performances  
 232 du MLPNN3 par rapport aux MLPNN2 et MLPNN1 en termes de RMSE et MAE sont de l'ordre  
 233 de (3.846%, 10.000%) et de (10.714%, 10.000%), respectivement.

234 Le modèle le moins performant au niveau de la station est le MLR6, avec les plus grands  
 235 RMSE et MAE (0.990 et 0.820) et les plus faibles R et NSE (0.900 et 0.810), et avec des taux de  
 236 réductions des performances de l'ordre de (8.889%, 19.753%, 57.576% et 59.756%), et  
 237 (10.000%, 22.222%, 78.788% et 81.707%) en termes de R, NSE, RMSE et MAE, par rapport au  
 238 meilleur modèle MLR (MLR1), et au meilleur modèle de la station (GRNN1), respectivement.

239 Les modèles ont été comparés d'une façon graphique, comme le montrent les figures  
 240 IV.10, IV.11, et IV.12. Les Scatterplots des valeurs calculées et mesurées de l'ET<sub>0</sub> durant la  
 241 phase de validation pour tous les modèles, nous permet de conclure que les données étaient moins  
 242 dispersées (forte corrélation) en utilisant les trois premières combinaisons. Par contre, la sixième  
 243 combinaison a donné les données les plus dispersées (faible corrélation).

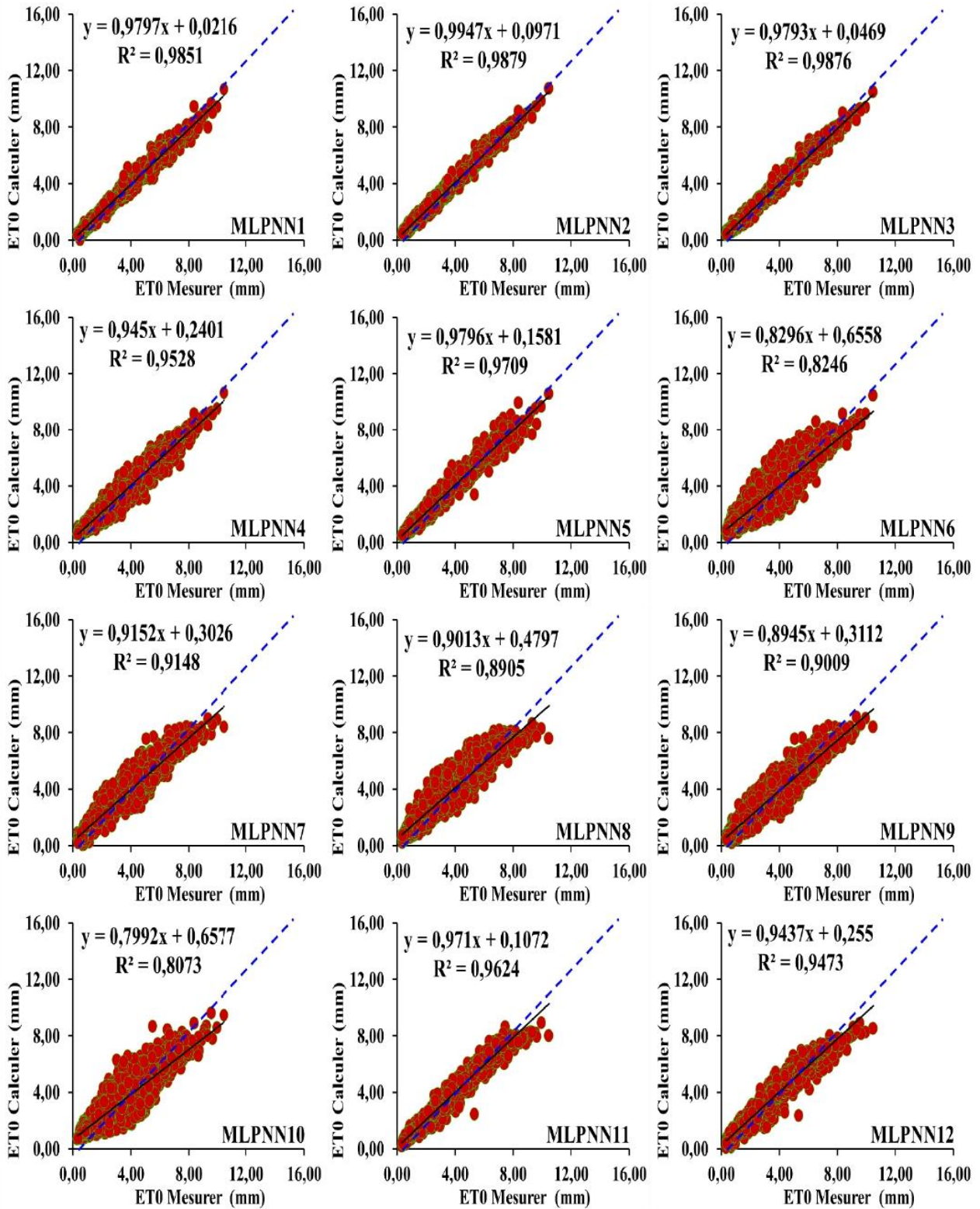
244 **Table IV.4.** Performances des différents modèles: Station de Souk-Ahras  
 245

Modèles	Training				Validation			
	R	NSE	RMSE	MAE	R	NSE	RMSE	MAE
MLR1	0.980	0.960	0.440	0.330	0.980	0.970	0.420	0.330
MLR2	0.980	0.960	0.490	0.370	0.980	0.960	0.450	0.360
MLR3	0.980	0.960	0.440	0.340	0.980	0.960	0.430	0.340
MLR4	0.960	0.910	0.680	0.550	0.960	0.920	0.640	0.520
MLR5	0.970	0.940	0.570	0.440	0.970	0.950	0.510	0.410
MLR6	0.900	0.810	0.990	0.820	0.900	0.810	0.990	0.820
MLR7	0.940	0.890	0.700	0.600	0.940	0.890	0.740	0.590
MLR8	0.930	0.870	0.840	0.650	0.940	0.880	0.790	0.640
MLR9	0.940	0.880	0.800	0.640	0.940	0.880	0.780	0.630
MLR10	0.900	0.810	0.990	0.820	0.900	0.810	0.990	0.820
MLR11	0.960	0.920	0.630	0.480	0.970	0.940	0.570	0.450
MLR12	0.960	0.920	0.660	0.510	0.960	0.920	0.620	0.49.0
MLPNN1	0.990	0.990	0.260	0.190	0.990	0.980	0.280	0.200
MLPNN2	0.990	0.990	0.260	0.200	0.990	0.990	0.260	0.200
MLPNN3	0.990	0.990	0.240	0.180	0.990	0.990	0.250	0.180
MLPNN4	0.980	0.950	0.500	0.400	0.980	0.950	0.490	0.390
MLPNN5	0.990	0.970	0.390	0.300	0.990	0.970	0.400	0.300
MLPNN6	0.920	0.840	0.920	0.750	0.910	0.820	0.950	0.770
MLPNN7	0.960	0.920	0.610	0.510	0.960	0.910	0.660	0.520
MLPNN8	0.940	0.880	0.800	0.600	0.940	0.890	0.760	0.590
MLPNN9	0.950	0.900	0.720	0.560	0.950	0.900	0.710	0.560
MLPNN10	0.900	0.820	0.990	0.810	0.900	0.810	0.990	0.810
MLPNN11	0.980	0.950	0.490	0.340	0.980	0.960	0.440	0.330
MLPNN12	0.970	0.940	0.550	0.400	0.970	0.950	0.520	0.390
GRNN1	1.000	1.000	0.140	0.100	0.990	0.990	0.210	0.150
GRNN2	1.000	0.990	0.180	0.130	0.990	0.990	0.240	0.180
GRNN3	1.000	0.990	0.190	0.140	0.990	0.990	0.240	0.180
GRNN4	0.980	0.960	0.450	0.350	0.980	0.960	0.480	0.360
GRNN5	0.990	0.980	0.320	0.230	0.990	0.970	0.360	0.260
GRNN6	0.930	0.860	0.850	0.670	0.910	0.830	0.920	0.730
GRNN7	0.970	0.940	0.580	0.440	0.960	0.920	0.650	0.500
GRNN8	0.940	0.890	0.760	0.570	0.940	0.890	0.750	0.580
GRNN9	0.960	0.910	0.680	0.530	0.950	0.900	0.710	0.560
GRNN10	0.920	0.840	0.920	0.750	0.910	0.820	0.950	0.760
GRNN11	0.980	0.960	0.460	0.320	0.980	0.960	0.430	0.320
GRNN12	0.980	0.950	0.500	0.360	0.980	0.950	0.490	0.360



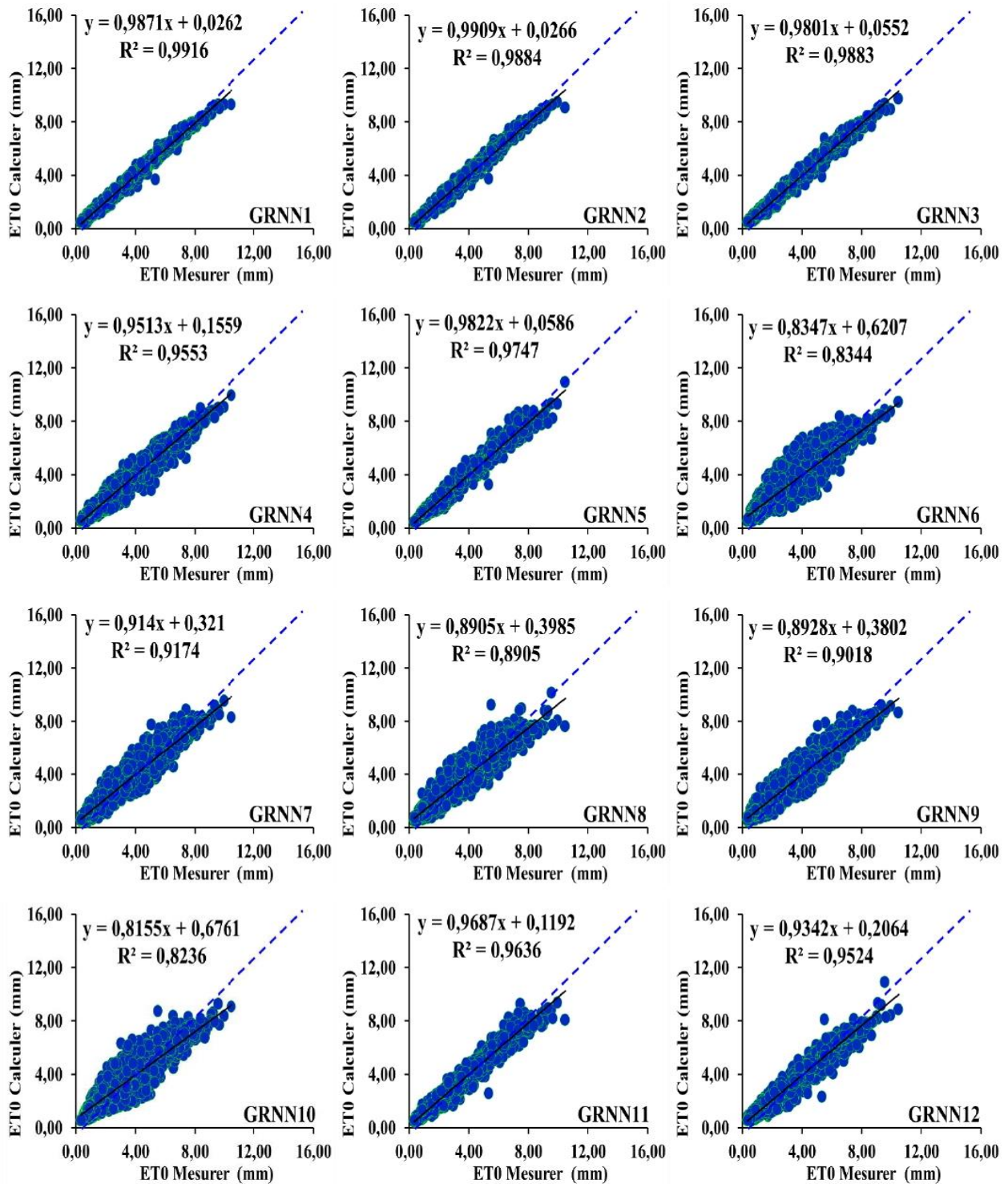
**Figure IV.10.** Scatterplots des valeurs mesurées et calculées del'ET<sub>0</sub> en phase de validation: Station de Souk-Ahras & modèles MLR

247  
248  
249



**Figure IV.11.** Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET<sub>0</sub> en phase de validation: Station de Souk-Ahras & modèles MLPNN

254



**Figure IV.12.** Scatterplots des valeurs mesurées et calculées de l'ET<sub>0</sub> en phase de validation: Station de Souk-Ahras & modèles GRNN

255  
256  
257  
258  
259

## 260 IV.4. Conclusion

261 Dans ce dernier chapitre, nous avons présenté les résultats de modélisation de  
 262 l'évapotranspiration de référence ( $ET_0$ ) obtenus par la technique de régression linéaire et deux  
 263 modèles d'intelligences artificielle au niveau de quatre stations, à savoir: Mascara, Naâma,  
 264 Saidaet Souk-Ahras. Nous avons comparé entre plusieurs combinaisons d'entrée et au total douze  
 265 modèles ont été développés, ayant cinq, quatre, trois et deux variables d'entrées. A la lumière des  
 266 résultats obtenus, on peut conclure ce qui suit:

- 267 *i-* Les modèlesdesréseaux de neurones artificielles (MLPNN et GRNN) étaient meilleurs  
 268 que le modèle MLR dans tous les stations et avec la majorité des combinions des  
 269 variables climatiques.
- 270 *ii-* Dans la majorité des stations, les modèles ont fourni d'excellent résultats quelque soit le  
 271 nombre de variable, et avec uniquement deux variables ( $T_{max}$ , SR) ou ( $T_{min}$ , SR) nous  
 272 avons obtenus d'excellent résultats au niveau de trois stations, avec des coefficients de  
 273 corrélation qui dépassent les 0.960 (Mascara,Saidaet Souk-Ahras).
- 274 *iii-* Dansl'ensemble, bien qu'avec plusieurs variables, les performances des modèles  
 275 s'améliorent, cette règle ne peut pas être généralisée, et dans certains cas, peu de variables  
 276 étaient meilleures.
- 277 *iv-* La variation au niveau des performances en termes des R, NSE, RMSE et MAE ne permet  
 278 pas de sortir avec une règle générale et les stations doivent être traitées cas par cas, malgré  
 279 que les deux températures ( $T_{max}$ ,  $T_{min}$ ) et la SR, aient contribués à l'amélioration des  
 280 performances de la plupart des modèles.

## 281 Références

- 282
- 283 Lu, Y., Li, T., Hu, H., &Zeng, X. (2023). Short-term prediction of reference crop  
 284 evapotranspiration based on machine learning with different decomposition methods in  
 285 arid areas of China. *Agricultural Water Management*, 279,  
 286 108175.<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2023.108175>
- 287 Martín, J., Sáez, J. A., &Corchado, E. (2024). Tackling the problem of noisy IoT sensor data in  
 288 smart agriculture: Regression noise filters for enhanced evapotranspiration prediction.  
 289 *Expert Systems with Applications*, 237,  
 290 121608.<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121608>

## Conclusion Générale

1  
2 Dans cette étude, nous avons développé un modèle simple pour l'estimation de  
3 l'évapotranspiration de référence ( $ET_0$ ) basé sur les température maximale et minimale, la  
4 radiation solaire, la vitesse du vent, et l'humidité relative. Nous avons appliqué des modèles à  
5 base d'intelligence artificielle avec une comparaison avec les modèles à base de régression  
6 linéaire multiple (MLR). Notre modèle reproduit correctement les valeurs de l'évapotranspiration  
7 ( $ET_0$ ), qui ont été estimées par la méthode FAO-56 basée sur la formule empirique de *Penman-*  
8 *Monteith*, utilisée comme modèle de référence. Les modèles à base de réseaux de neurones, i.e.,  
9 MLPNN et GRNN possèdent une structure simple et nécessite peu de données météorologiques  
10 par rapport au modèle de référence.

11  
12 Les résultats de cette étude soutiennent la conclusion selon laquelle l'utilisation de  
13 données météorologiques pour la modélisation de l' $ET_0$  et qui serait un outil utile pour une  
14 estimation des besoins en eau d'irrigation des cultures. L'analyse des résultats et la comparaison  
15 entre les valeurs estimées journalières de  $ET_0$  avec celles calculé par les modèles à base de  
16 réseaux de neurones étaient très bien corrélées ( $R \approx 0.999$ ) et avaient des valeurs RMSE et MAE  
17 très faibles ( $\approx 0.100$ ). Les principales différences entre les modèles se sont produit par rapport aux  
18 nombre d'entrée utilisées et par rapport à la régression linéaire multiple, qui était faible par  
19 rapport aux modèles à base de réseau de neurones. Les résultats obtenus ont montré que, dans la  
20 majorité des cas; deux variables contribuent le plus à l'estimation de l' $ET_0$ , et en second lieu, la  
21 différence entre les modèles MLPNN et GRNN était marginal et peu visible. Néanmoins, puisque  
22 les paramètres climatiques varient selon les conditions climatiques et les régions étudiées,  
23 l'application de notre modèle proposé à d'autres régions et d'autres conditions climatiques doivent  
24 être évaluées dans des études futures.

25

## Références Bibliographiques

1. ALLEN R.G., SMITH, M., PERRIER, A., et PEREIRA, L.S., 1994: An update for the Definition of reference evapotranspiration. ICID Bulletin 43 (2), 1-92.
2. ALLEN R.G et al, PEREIRA, L.S., RAES, D., et SMITH, M., 1998: Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop requirements. Irrigation and Drainage Paper No. 56, FAO, Rome, Italy, 300p
3. ANRH. (2002). Notice explicative de la carte des évapotranspirations potentielles du Nord de l'Algérie. Edit : Agence nationale des ressources hydrauliques. Alger, 42 p.
4. Blaney et Criddle,1950 ;Hargreaves et al, 1985
5. BRETON. S, "Une approche neuronale du contrôle robotique utilisant la vision binoculaire par reconstruction tridimensionnelle," Ph.D. dissertation, UNIVERSITE DE HAUTE-ALSACE U.F.R. DES SCIENCES ET TECHNIQUES, 1999.
6. EL GAROUNI A., 1995 : "Estimation et cartographie de l'évapotranspiration réelle par télédétection et systèmes d'Information Géographiques" : contribution à l'étude hydrogéologique de la basse vallée de la Medjerda. Thèse du 3ème cycle- Faculté des sciences de Tunis.150 p.
7. Heddam, 2023; Merabet et Heddam, 2023;Alizamir et al., 2023.
8. HEDDAM SALIM.2022-2023 Module: Hydro-Informatique et Modélisation CHAPITRE V. la Modélisation Par les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN). ModellingusingArtificial Neural Network 11 30/10/2022.
9. JIANBIAOLu, et al (2005). "A Comparison of Six Potential Evapotranspiration Methods for Regional Use in the Southeastern United States." JAWRA Journal of the American Water Resources Association 41.3 :pp 621-633.).
10. Kim et al., 2003; Ladlani et al., 2012; Bendu et al., 2016; Huang et al., 2018.
11. .Kisi et al., 2014; Wang et al., 2016.
12. Krizhevsky. A , I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," Commun. ACM, vol. 60, pp. 84–90, May 2017.
13. LADLANIIBTISSEM 2006-2007- mémoire du diplôme de magister .
14. .Lu, Y., Li, T., Hu, H., &Zeng, X. (2023). Short-term prediction of reference crop evapotranspiration based on machine learning with different decomposition methods in arid areas of China. Agricultural Water Management, 279, 108175.<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2023.108175>

15. Martín, J., Sáez, J. A., & Corchado, E. (2024). Tackling the problem of noisy IoT sensor data in smart agriculture: Regression noise filters for enhanced evapotranspiration prediction. *Expert Systems with Applications*, 237, 121608. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121608>
16. Marocchino .A et , M. Tzoufras, S. Atzeni, A. Schiavi, P. D. Nicolai, J. Mallet, V. Tikhonchuk, and J.-L. Feugeas, “Comparison for non-local hydrodynamic thermal conduction models,” *Physics of Plasmas*, vol. 20, p. 022702, Feb. 2013. Publisher : American Institute of Physics.
17. .M. Parizeau, RESEAUX DE NEURONES. Université LAVAL, 2004.
18. .Mustapha. M ,Thèses Etude de l'évapotranspiration dans le bassin versant de Mejerda (en Tunisie ) apport de la télédétection satellitaire et des systèmes d'information Géographique (2015)
19. Nayak, P. C., & Nayak, S. (2014). HydroGOF: Goodness-of-fit criteria for the evaluation of hydrological models. R package version 0.3-10. Retrieved from <https://CRAN.R-project.org/package=hydroGOF>.
20. OUDIN L., 2004. Recherche d'un modèle d'évapotranspiration potentielle pertinent
21. comme entrée d'un modèle pluie-débit global. Thèse de Doctorat Cemagref/ ENGREF, 495p
- 22.
23. RANA G., and KATERJI N., 2000 : Measurement and estimation of actual evapotranspiration in the field under Mediterranean climate: a review. *European Journal of Agronomy*, 13, pp 125-153.
24. Réménieras G. 1963- L'hydrologie de l'ingénieur. Edit : Collection de la direction des études et recherche d'électricité. France, 266 p.
25. Russell, S. J., & Norvig, P. (2009). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (3rd ed.). Prentice Hall
26. SIMONNEAUX V., Michel L., Dorian H., Jérôme M., Sonia T., Duchemin B., Mohamed C., Hakim K., Brahim B., Chehbouni A ., 2009 : Estimation spatialisée de l'évapotranspiration des cultures irriguées par télédétection : application à la gestion de l'irrigation dans la plaine du Haouz (Marrakech, Maroc), *Sécheresse*, 20, 123-130.
27. TRAORÉ FARID 2007 : Méthodes d'estimation de l'évapotranspiration réelle à l'échelle du bassin versant du Kou au Burkina Faso, mémoire de DEA, Belgique, 133p
28. .Park et Sandberg, 1991; Disornetiwat, 2001; Huang et al., 2018.
29. Y. Le Cun, Y. Bengio, G. Hinton « Deep Learning », *Nature*, vol. 521, p. 436 (2015)
30. . W. S. McCulloch and W. Pitts, “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity,” *Bulletin of Mathematical Biophysics*, vol. 5, pp. 115–133, Dec. 1943

31. ZOUITA Nadjoua 2018-2020 Cour d'hydrologie Chapitre I : Le cycle Hydrologique ,Université Mohamed Kheider de Biskra.

• *REFERENCE EN LINGE:*

- (1). <https://www.onf.fr/vivre-la-foret/+/-/14a1::le-pouvoir-des-arbres-levapotranspiration.html>.
- (2). <https://www.u-picardie.fr/beauchamp/cours.qge/du-evapotranspiration>.
- (3). <https://www.aquaportail.com/dictionnaire/definition/4568/evapotranspiration>.
- (4). <https://coursgeologie.com/bilan-hydrique-du-sol-126/>.
- (5). <https://coursgeologie.com/bilan-hydrique-du-sol-126/>.
- (6). <https://www.aquaportail.com/dictionnaire/definition/5213/evapotranspiration-reelle>.
- (7) [https://fr.wikipedia.org/wiki/Instrument\\_atmosphère\\_mesuré](https://fr.wikipedia.org/wiki/Instrument_atmosphère_mesuré).
- (8) <https://www.iso.org/fr/intelligence-artificielle/reseaux-neurones>.
- (9) <https://www.natsystem.fr/comment-integrer-lia-dans-vos-projets>.
- (10) <https://ia-data-analytics.fr/wp-content/uploads/2019/10/usages-machine-learning.jpg>.
- (11) <https://www.jeuxetredatascientist.fr/neural-network/>.
- (12) <https://www.futura-sciences.com/>.
- (13) [https://fr.wikipedia.org/wiki/Perceptron\\_multicouche](https://fr.wikipedia.org/wiki/Perceptron_multicouche).
- (14) <https://blog.sinatechnologie.com/presentation-des-reseaux-de-neurones-artificiels>.
- (15) <https://delladata.fr/regression-lineaire-multiple/>.
- (16) <https://ia-data-analytics.fr/wp-content/uploads/2019/10/usages-machine-learning.jpg>.
- (17) <https://data-transitionnumeriqueFrwikipedia>.
- (18) <https://docs.anaconda.com/free/navigator/index.html>.
- (19) <https://docs.spyder-ide.org/>.

**Nom et prénom : Allalou Sirine**

**Nom et prénom : Bougarouche Nourhane**

**Nom et prénom : Cheikh Bassa Nouara**

**Nom et prénom : Hadfi Amira**

**Titre :** Modélisation de l'évapotranspiration de Référence (ET0) par les Algorithms du Machine Learning: Développement Sur les plates Forme Anaconda&Spyder et R-Studio.

**Résumé :** Cette étude explore l'application des modèles d'intelligence artificielle (IA) dans le domaine de l'irrigation et des sciences agricoles. Elle vise à développer des solutions alternatives pour calculer l'évapotranspiration de référence (ET0), essentielle dans la gestion agricole. Deux types de réseaux neuronaux artificiels (ANN) et des modèles de régression linéaire multiple (MLR) ont été utilisés, alimentés par des données climatiques de quatre stations sur une décennie. Les données ont été divisées pour l'entraînement et la validation des modèles, évalués par divers critères. Les résultats indiquent une prédiction précise de l'ET0, surpassant les modèles MLR, avec des coefficients de corrélation et des critères d'efficacité élevés. Cette recherche ouvre des perspectives prometteuses pour l'avenir de la modélisation de l'ET0 et de la gestion agricole.

**Mots-Clés.** Evapotranspiration, Modèles d'intelligence artificielle, Stations climatiques, Variables climatiques, Température de l'air, Vitesse du vent, Humidité relative, Rayonnement solaire

**ملخص:** تناول هذه الدراسة الاستخدام المتزايد لنماذج الذكاء الاصطناعي في مجال الزراعة والري، حيث أصبحت ضرورية لتقديم حلول فعالة. يهدف البحث إلى تطوير نماذج رياضية لحساب التبخر والنتح الكلي (ET0)، وتجربة استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية والانحدار الخطي. تم جمع بيانات مناخية من أربع محطات لمدة عشر سنوات واستخدامها في تدريب واختبار النماذج المطورة. أظهرت النتائج دقة عالية في التنبؤ بقيمة ET0 باستخدام الشبكات العصبية، مما يعزز الاستخدام المستقبلي لتلك النماذج في إدارة الموارد الزراعية بكفاءة

**الكلمات المفتاحية:**

محطات مناخية, نماذج الذكاء الاصطناعي, سرعة الرياح درجة الحرارة, سرعة الرياح, الإشعاع الشمسي, الرطوبة النسبية, تبخر و النتح الكامل, متغيرات مناخية

**Année Universitaire : 2023/2024**