الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Université Farhat Abbas Sétif -1-

Faculté des Sciences de la Nature et de la Vie

جامعة فرحات عباس سطيف -1- كلية العلوم الطبيعية والحياة

Université Ferhat ABBAS Sétif 1

DEPARTEMENT DES SCIENCES AGRONOMIQUES

MEMOIRE

N° ...../SNV/**2025**

Présenté par

AHMED DEBBACHE

Pour l'obtention du diplôme de

MASTER

Filière : Sciences agronomiques.

Spécialité : Production végétale.

THÈME

Utilisation des modèles de machine learning pour l'estimation des baisses du rendements des cultures sous contraintes climatiques

Soutenu publiquement le :

Devant le jury :

Louadj Yacine	MAA UFA Sétif 1	Président
Bouregaa Tarek	MCA UFA Sétif 1	Encadrant
Limani Yacine	MAA UFA Sétif 1	Examinateur

Année universitaire : 2024-2025

Remerciements

Nous exprimons notre profonde gratitude tout d'abord au Allah de nous avoir donné le courage, la volonté et la force pour réaliser ce travail.

Je remercie mon encadreur M. Bouregaa Tarek, merci pour avoir toujours été disponible pour m'avoir guidée, Leur conseils et recommandation ont été précieux pour l'aboutissement de ce travail

Je tiens également à remercier vivement monsieur Louadj Yacine d'avoir bien voulu accepter de présider le jury de ce travail.

Je suis très honorée de la présence dans ce jury de monsieur Limani Yacine.

Dédicaces

Je dédie ce travail à ceux qui ont été, tout au long de mon parcours, mes sources d'inspiration, de force et de persévérance.

À mes chers parents, pour leur amour inconditionnel, leurs sacrifices silencieux et leur soutien indéfectible. Rien ne saurait exprimer pleinement ma reconnaissance et ma gratitude à leur égard.

À mon grand-père, mon héros, Repose en paix tu es pour toujours dans nos pensées

À ma grand-mère,

Pour son amour infini, sa sagesse silencieuse et sa présence rassurante.

À mes frères et sœurs, pour leur présence rassurante et leur encouragement constant.

À mes amis fidèles, qui ont partagé avec moi les moments de doute comme les instants de réussite.

À mon encadrant, Mr. T. BOUREGAA pour sa patience, ses conseils avisés et son accompagnement tout au long de ce travail. Sa disponibilité et son exigence ont été des piliers essentiels à l'aboutissement de ce mémoire.

Et enfin, à l'ensemble de mes professeurs, qui ont su me transmettre, avec passion, leur savoir et leurs valeurs, et qui ont contribué à faire de moi ce que je suis aujourd'hui.

ملخص

أصبح التغير المناخي أحد أخطر التحديات التي تواجه الزراعة الحديثة. لتقييم تأثيره على انخفاض إنتاجية القمح، أجرينا دراسة لتقدير انخفاض مردود قمح الشتاء باستخدام نماذج التعلم الآلي من 1981 إلى 2022 في منطقة سطيف في الجزائر. في البداية استخدمنا برنامج CROPWAT لحساب الانخفاض في الغلة بناءً على المتغيرات المناخية (درجات الحرارة الدنيا والعليا، هطول الأمطار، الرطوبة، الإشعاع الشمسي، سرعة الرياح، والبخر-النتح المرجعي). ثم تم تقدير الانخفاض في المحصول باستخدام ثمانية نماذج تعلم آلي: آلة المتجهات الداعمة(SVM) ؛ الانحدار الخطي؛ الشبكات العصبيةANN ؛

RANDOM FOREST؛ ADABOOSTING ؛ kNN؛ TREE ؛ GRADIENT BOOSTING. تم تحديد المتغيرات المناخية الأكثر تأثيراً باستخدام أداة RANK بالنسبة لتحليل انحدار أحادي المتغير. أظهرت النتائج أن الرطوبة جاءت في المرتبة الأولى (درجة: 17.808)، تليها البخر-النتح المرجعي (12.812) ثم هطول الأمطار (12.418). فيما يتعلق بالنماذج، تفوقت آلة المتجهات الداعمة (SVM) بأداء دقيق (R^2 = 0.801، RMSE =3.796 %)، بينما سجل نموذج Random forest نتائج مشابهة تقريبا (R^2 = 0.758، RMSE = 4.184%) كما أظهر kNN قدرة كبيرة على تفسير العلاقات غير الخطية المعقدة (0.746 =R^2، RMSE = 4.082 %). تؤكد هذه الدراسة إمكانات التعلم الآلي في تطوير زراعة ذكية مناخيا من خلال تحليل التفاعلات المعقدة بين المناخ والإنتاجية، تتيح هذه النماذج التنبؤ بالمخاطر، تحسين الممارسات الزراعية، واقتراح استراتيجيات تكيف محلية. يمثل هذا النهج تقدماً مهماً لتعزيز مرونة النظم الزراعية أمام التغير المناخي وضمان الأمن الغذائي.

الكلمات المفتاحية

الزراعة الحديثة، التعلم الآلي، البخر-النتح المرجعي، مردود القمح،CROPWAT .

Abstract

Climate change has emerged as one of the most critical challenges facing modern agriculture, with significant implications for global food security. To assess its impact on wheat yield reduction, we conducted a study estimating winter wheat yield declines using machine learning models from 1981 to 2022, focusing on the Sétif region of Algeria. First, we used the CROPWAT software to calculate yield reduction based on climatic variables (minimum/maximum temperature, rainfall, humidity, sunshine, wind speed, and reference evapotranspiration). Next, yield reductions were estimated using eight machine learning models: Support Vector Machines (SVM), K-Nearest Neighbors (K-NN), Adaptive Boosting (AdaBoost), Random Forest (RF), Gradient Boosting, Linear Regression, Neural Networks, and Decision Trees. The most influential climatic variables were identified using the RANK tool, supported by univariate regression analysis. Results revealed that relative humidity ranked highest (score:17.808), followed by reference evapotranspiration (score:12.812) and rainfall (score:12.418). Among the ML models, SVM demonstrated the best performance (R^2= 0.801, , RMSE: 3.796%), closely followed by Random forest (R^2: 0.758, RMSE: 4.184%). K-NN also showed promising results (R^2: 0.746, RMSE: 4.287%), capturing complex nonlinear relationships. This study highlights the potential of machine learning for climate-smart agriculture. By analyzing intricate climate-yield interactions, these tools can help predict risks, optimize farming practices, and design localized adaptation strategies. Such innovative approaches are crucial for enhancing agricultural resilience against climate change and ensuring long-term food security.

Keywords : Modern agriculture, CROPWAT, Reference evapotranspiration, Wheat yield.

Résumé

Le changement climatique est devenu l'un des défis les plus importants de l'agriculture moderne, avec des implications potentielles pour la sécurité alimentaire mondiale. Pour évaluer son impact sur la réduction des rendements du blé, Nous avons mené une étude sur l'estimation des baisses des rendements du blé d'hiver avec les modèles de Machine Learning de 1981 jusqu'au 2022.L'étude se concentre sur la région de Sétif (Algérie). premièrement avec logiciel CROPWAT nous avons calculé la baisse du rendement historique de blé d'hiver en fonction des variables climatiques (température minimale et maximale, pluviométrie, humidité, insolation, vitesse de vent, evapotranspiration de référence). Ensuite, la baisse des rendements à été estimée à l'aide de huit modèles d'apprentissage automatique : support Vector Machines (SVM), K-plus proches voisins (K-NN), Adaptive Boosting (AdaBoost), Random Forest (RF), Gradient Boosting, Régression Linéaire, Réseau de Neurones et Arbre de Décision (Tree), tout en identifiant les variables climatiques les plus déterminantes dans la réduction des rendements à travers l'utilisation de l'outil RANK s'appuyant sur une analyse par régression univariée. Les résultats ont montré que l'humidité arrive en tête avec le score le plus élevé (17.808), l'évapotranspiration de référence (12.812) se positionne en deuxième place, et La pluviométrie (12.418), présente également un impact significatif, ce qui la positionne en troisième place. Concernant les modèles d'apprentissage automatique, Le modèle SVM affiche un R^2 de 0.801 et RMSE de 3.796%, ce qui indique une bonne précision et une capacité élevée à expliquer la variance des données. Le modèle Random forest présente des performances presque similaires avec un R^2 de 0.758 et un RMSE de 3.734%. Enfin, le kNN montre un R^2 de 0.746 et RMSE de 4.287%, ce qui montre leur capacité à capturer des relations complexes non linéaires. Cette étude met en évidence le potentiel des modèles d'apprentissage automatique pour développer une agriculture climato-intelligente. En analysant les interactions complexes entre climat et rendements, ces outils permettent d'anticiper les risques, d'optimiser les pratiques agricoles et de proposer des stratégies d'adaptation locales. Cette approche innovante représente une avancée significative pour renforcer la résilience des systèmes agricoles face au changement climatique et assurer la sécurité alimentaire.

Mots clés :Agriculture moderne, Machine Learning, evapotranspiration de référence, rendements du blé, régression univariée, CROPWAT.

Introduction générale **1**
Chapitre 1 : Revue bibliographique **4**
1.1 Introduction 5
1.2 Changement climatique et agriculture 5
1.2.1 Effets du changement climatique sur les cultures 5
1.2.1.1 Augmentation des températures 5
1.2.1.2 Variabilité des précipitations 6
1.2.1.3 Événements climatiques extrêmes 6
1.2.1.4 Effets sur la qualité des cultures 6
1.2.2 Importance de l'évaluation de la baisse des rendements 6
1.3 Modèles d'estimation des rendements agricoles 7
1.3.1 Approches empiriques et mécanistes 7
1.3.1.1 Télédétection et imagerie satellitaire 7
1.3.1.2 Outils et applications pratiques 7
1.3.1.3 Intelligence artificielle et apprentissage automatique 7
1.3.1.4 Modèles biophysiques et statistiques 8
1.3.2 Modèles de simulation agronomique (ex. CROPWAT) 8
1.4 Apprentissage automatique et prévision des rendements 9
1.4.1 Présentation des techniques de machine Learning 9
1.4.1.1 Apprentissage Supervisé (Supervised Learning) 9
1.4.1.2 Apprentissage Non Supervisé (Unsupervised Learning) 9
1.4.1.3 Apprentissage par Renforcement (Reinforcement Learning - RL) 10
1.4.2 Applications du ML en agronomie 10
1.4.2.1 Prédiction des Rendements Agricoles 10
1.4.2.2 Détection des Maladies des Plantes 10
1.4.2.3 Optimisation de la Fertilisation (N, P, K) 10
1.4.2.4 Robotique Agricole et Désherbage Automatisé 10
1.4.2.5 Analyse des Données Climatiques pour l'Adaptation Agricole 10
1.4.3 Comparaison entre modèles de simulation et modèles de ML 11
Chapitre 02 : **Matériels et méthodes** **13**
2.1. Présentation de la région d'étude 14
2.2 Données utilisées 15
2.2.1 Données climatiques de la station de Sétif (1981-2022) 15
2.2.1.1 Température minimale 15
2.2.1.2 Température maximale 16

2.2.1.3 Précipitations 17
2.2.2 Données extraites de NASA POWER 18
2.2.2.1 Vitesse du vent 18
2.2.2.2 Humidité relative 19
2.2.2.3 Durées d'ensoleillement 20
2.2.3 Calcul de l'ET0 avec Cropwat 21
2.2.3.1 Cropwat 21
2.2.3.2 Calcul de l'évapotranspiration de référence (ET_0) 22
2.2.3.2.1 L'évapotranspiration de référence (ET_0) 22
2.2.3.2.2 Calcule de ET0 22
2.2.4 Calcul de la baisse de rendement de blé d'hiver dans la région 23
2.2.4.1 Paramétrage de la culture dans CROPWAT 23
2.3 Modélisation par Machine Learning 25
2.3.1 Orange3 25
2.3.1.1 Importation de données 26
2.3.1.2 Détermination des variables 27
2.3.1.3 Séparation des données en ensembles d'entraînement et de test 28
2.3.2 Entraînement et évaluation des modèles 28
2.3.2.1 Les modèles de ML 28
2.3.2.1.1 Machines à vecteurs supports (SVMs) 28
2.3.2.1.2 K-plus proches voisins (K-NN) 29
2.3.2.1.3 Adaptive boosting (AdaBoost) 29
2.3.2.1.4 Random forest 30
2.3.2.1.5 Le Gradient Boosting 31
2.3.2.1.6 Linear Regression 32
2.3.2.1.7 Neural Network 33
2.3.2.1.8 Tree 34
2.3.2.2 Métriques d'évaluation (MSE, RMSE, R^2, MAE) 35
2.3.2.2.1 Erreur quadratique moyenne (Mean Squared Error - MSE) 35
2.3.2.2.2 Erreur quadratique moyenne racine (Root Mean Squared Error - RMSE) 35
2.3.2.2.3 Coefficient de détermination (R-squared) 36
2.3.2.2.4 Erreur moyenne absolue (Mean Absolute Error - MAE) 36