République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Echahid Cheikh Larbi Tébessi -Tébessa-
Faculté des Sciences Exactes et Sciences de la Nature et de la Vie
Département D'Êtres Vivants

Mémoire

En vue de l'obtention du diplôme de Master L.M.D

Filière : Ecologie et Environnement

Spécialité : Ecologie et Développement Durable

Titre

Une approche multimodale de l'analyse des sols : combiner le traitement d'images et les propriétés du sol avec l'apprentissage automatique

Présentée par : Chettate Zaid

Devant le jury :

Dr. Djellab Sihem	Encadrante	M.C.A	U. Echahid Cheikh Larbi Tébessi-Tébessa
Pr. Boudjabi Sonia	Présidente	Pr	U. Echahid Cheikh Larbi Tébessi-Tébessa
Dr. Gattal Abdeljalil	Co-Encadrant	Pr	U. Echahid Cheikh Larbi Tébessi-Tébessa
Dr. Mebarkia Nadjoua	Examinatrice	M.C.B	U. Echahid Cheikh Larbi Tébessi-Tébessa

Année Universitaire : 2024/2025

Remerciements

Je remercie en premier lieu, Dieu Tout Puissant de m'avoir doté du courage, de la force et des capacités nécessaires pour pouvoir réaliser cette thèse.

C'est un devoir d'exprimer toute ma gratitude et une infinie reconnaissance à mon encadrante ***Mme Djellab Sihem*** *(Maitre de conférences au Département de Biologie des êtres vivants, Université de Tébessa). Je la remercie pour sa disponibilité, pour la confiance et l'autonomie qu'elle m'a accordée, j'aimerai aussi la remercier pour ses qualités pédagogiques et scientifiques, sa franchise et sa sympathie, et pour ses précieux conseils.*

Toute ma considération à l'égard de ***Mr. Gattal Abdeljalil*** *(Professeur au Département d'informatique, Université de Tébessa) qui m'a fait l'honneur de co-encadrer le présent travail.*

Je dédie un merci particulier à ***Dr. Benkhedim Khouloud,*** *pour son aide précieuse et pour ses encouragements tout au long de ce travail.*

Mes plus vifs remerciements et toute ma considération à ***Mme. Boudjabi Sonia*** *(Professeur au Département de Biologie des êtres vivants, Université de Tébessa) qui m'a fait l'honneur d'accepter de juger cette étude et de présider le présent jury.*

Mes plus vifs remerciements et toute ma considération à ***Mme Mebarkia Nadjoua*** *(Maitre de conférences au Département de Biologie des êtres vivants, Université de Tébessa) d'avoir accepté d'être membre de ce jury et de me faire l'honneur de juger ce travail.*



Dédicace

Avec des sentiments profonds et une gratitude infinie, nous dédions ce modeste travail à ceux dont la présence dans nos vies a été une source de force inébranlable, de sacrifices silencieux et d'un amour inconditionnel. Aucun mot ne saurait exprimer pleinement la profondeur de notre reconnaissance.

À ma chère mère, dont la tendresse et les prières incessantes ont illuminé mon chemin à travers toutes les épreuves. Tes sacrifices sont gravés dans chaque étape de mon parcours, et resteront à jamais dans mon cœur.

À mon père, merci pour ta présence constante, ta foi en moi et tes conseils qui m'ont poussé en avant lorsque le doute m'envahissait.

À mes chers frères : Wael, Naoufel et Morad, ainsi qu'à mes chères sœurs – vos paroles réconfortantes, votre encouragement et votre amour ont été pour moi une source de force à chaque moment.

À nos amis, ces âmes rares qui sont restées proches dans le silence comme dans les rires, dans les difficultés comme dans les joies – votre foi en nous a été une lumière dans nos moments les plus sombres.

Ainsi qu'à l'ensemble du corps pédagogique, pour les connaissances partagées, l'accompagnement et l'encouragement. Votre accueil chaleureux et votre respect ont profondément marqué notre parcours.

Résumé

Cette étude vise à caractériser les sols de plusieurs sites à partir de leurs propriétés physico-chimiques et à évaluer l'apport des méthodes d'apprentissage automatique pour la classification de la texture et de l'humidité. L'analyse des échantillons a révélé une forte variabilité entre les sols, avec une dominance de textures limono-sableuses, un pH majoritairement alcalin, une faible teneur en matière organique et des niveaux de salinité et de calcaire variables selon les groupes de sites. En parallèle, des modèles de classification supervisée ont été testés à partir des données mesurées. Le modèle Random Forest s'est distingué par sa précision dans la prédiction de la texture du sol, tandis que la classification de l'humidité a montré des limites dues au déséquilibre des classes. L'intégration de l'apprentissage multitâche a permis d'optimiser les performances globales, bien que des améliorations soient encore possibles. Les résultats ouvrent la voie à l'utilisation de l'intelligence artificielle comme outil complémentaire aux analyses pédologiques traditionnelles, dans une perspective de gestion agricole durable et ciblée.

Mot clés : Analyse physico-chimique, sol, apprentissage automatique, texture, humidité, traitement des images.

Abstract

This study aims to characterize soils from multiple sites based on their physico-chemical properties and to assess the contribution of machine learning methods for classifying soil texture and moisture. The sample analysis revealed significant variability among soils, with a predominance of loamy-sandy textures, mostly alkaline pH, low organic matter content, and varying salinity and limestone levels depending on the site groups. In parallel, supervised classification models were tested using the measured data. The Random Forest model stood out for its accuracy in predicting soil texture, while moisture classification showed limitations due to class imbalance. The integration of multitask learning helped optimize overall performance, although improvements remain possible. These results pave the way for using artificial intelligence as a complementary tool to traditional pedological analyses, supporting sustainable and targeted agricultural management.

Key words: Physico-chemical analysis, soil, machine learning, texture, humidity, image processing.

ملخص

تهدف هذه الدراسة إلى توصيف التربة في عدة مواقع بناءً على خصائصها الفيزيائية والكيميائية، وتقييم مساهمة أساليب التعلم الآلي في تصنيف نسيج التربة ورطوبتها. أظهرت تحاليل العينات تفاوتًا كبيرًا بين أنواع التربة ، مع هيمنة القوام الطيني الرملي، درجة حموضة قلوية في الغالب، انخفاض محتوى المادة العضوية، وتفاوت في مستويات الملوحة والكربونات حسب مجموعات المواقع. في الوقت نفسه، تم اختبار نماذج تصنيف خاضعة للإشراف باستخدام البيانات المقاسة. تميز نموذج Random Forest بدقته في التنبؤ بنسيج التربة، بينما أظهرت تصنيفات الرطوبة بعض القيود بسبب عدم توازن الفئات. ساعد دمج التعلم متعدد المهام في تحسين الأداء العام، مع إمكانية وجود تحسينات مستقبلية. تفتح هذه النتائج الطريق لاستخدام الذكاء الاصطناعي كأداة مكملة للتحليلات البيدولوجية التقليدية، لدعم إدارة زراعية مستدامة ومستهدفة.

الكلمات المفتاحية : التحاليل الفيزيو-كيميائية، التربة، التعلم الآلي، نسيج التربة، الرطوبة، معالجة الصور.

Table des matières

Titres	Pages
Remerciements	
Dédicace	
Résumé	*i*
Abstract	*ii*
ملخص	*iii*
Liste des tableaux	*vi*
Liste des figures	*vii*
I. Introduction	**01**
II. MATERIEL ET METHODES	**04**
2.1. Présentation de la zone d'étude	**04**
2.1.1. Situation géographique	**04**
2.2. Prélèvement du sol	**04**
2.3. Analyses physico-chimiques du sol	**05**
2.3.1. Granulométrie et texture du sol	**05**
2.3.2. Humidité du sol	**06**
2.3.3. PH	**06**
2.3.4. Conductivité électrique	**07**
2.3.5. Calcaire total (CT%)	**07**
2.3.6. Calcaire actif (CA%)	**08**
2.3.7. Carbone et matière organique	**09**
2.4. Prédiction de la texture du sol et du niveau d'humidité à partir d'une image du sol	**10**
2.4.1. Modèle proposé	**11**
2.4.2. Protocole d'évaluation	**12**
2.5. Classification de la texture du sol à l'aide de l'apprentissage automatique : Une analyse comparative	**13**
2.5.1. Dataset Description	**13**
2.5.2. Modèle proposé	**14**
2.5.3. Protocole d'évaluation	**14**
III. Résultats	**17**
3.1. Caractérisations physico-chimiques des sols des sites étudiées	**17**
3.2. Classification de la texture du sol et du niveau d'humidité à partir d'une image du	**20**

sol	
3.2.1. Matrices de confusion et mesures de performance	**20**
2.5. Classification de la texture du sol à l'aide de l'apprentissage automatique : Une analyse comparative	**22**
IV. Discussion	**25**
4.1.Texture du sol	**25**
4.2.Le pH	**25**
4.3. La conductivité électrique	**26**
4.4. Matière Organique	**26**
4.5. Calcaire total et calcaire actif	**27**
4.6.L'humidité	**27**
Conclusion	**29**
Références bibliographiques	**31**
Annexes	

Liste des tableaux

N°	Titre	Page
01	Classification des sols selon le taux d'humidité	**06**
02	Classes des sols selon leurs statuts acido-basiques	**07**
03	Classes des sols selon la CE	**07**
04	Classes des sols selon le taux du calcaire total	**08**
05	Classes des sols selon le taux du calcaire actif	**09**
06	Classification des sols selon le taux de matière organique	**10**
07	Aperçu de la structure du modèle	**11**
08	Statistiques descriptives (moyenne ± ecartype) des paramètres physico-chimiques du sol des sites d'étude pour la région de Tébessa et Constantine.	**19**
09	Matrice de confusion pour la classification de l'humidité.	**20**
10	Matrice de confusion pour la classification de la texture du sol.	**20**
11	Résultats de performance des différents modèles pour la classification de la texture du sol	**22**

Liste des figures

N°	Titre	Page
01	La carte géographique des sites d'étude	**04**
02	Prélèvement du sol dans la parcelle étude	**05**
03	Test du bocal d'eau (A) et triangle américain de la texture (B)	**05**
04	Séchage des échantillons des sols dans l'étuve	**06**
05	Dosage du calcaire total	**08**
06	Dosage du calcaire actif	**09**
07	Dosage du carbone organique	**10**

Introduction



I. Introduction

L'Algérie, en tant que pays d'Afrique du Nord, possède une diversité pédologique remarquable qui reflète sa géographie contrastée et son climat varié. Cette diversité est due à l'interaction complexe entre les facteurs climatiques, topographiques, géologiques et biologiques qui influencent la formation et l'évolution des sols. Parmi les grands types de sols que l'on retrouve en Algérie figurent les sols calciques caractérisent les régions semi-arides, les sols salins rencontrés dans les steppes, les sols gypsifères, les sols rouge méditerranéenne, les sols sableux du Sahara au sud et les sols podzoliques se forment dans des zones telliennes humides se rencontrent dans les régions Nord de l'Algérie, sur les grès de Numidie, les gneiss et certaines dunes et (Benchetrit, 1956).

En agriculture, la qualité du sol constitue un facteur essentiel qui favorise la croissance des plantes. En effet, plusieurs pratiques agricoles sont adoptées pour améliorer la qualité des sols en influençant leurs propriétés physiques, chimiques et biologiques. Ces pratiques sont nécessaires pour répondre à la demande alimentaire mondiale tout en préservant la biodiversité et en améliorant le fonctionnement des écosystèmes. La préservation de la qualité des sols représente l'un des défis majeurs auxquels nous sommes actuellement confrontés (Mehrabi *et al.,* 2018 ; Lallaouna *et al.*, 2023).

En effet, étant donné que la nature et le comportement des sols varient d'un écosystème à l'autre et d'une région à l'autre (Neffar *et al.,* 2013 ; Aliat *et al.,* 2016 ; Meddad *et al.,* 2017 ; Hachmi *et al.,* 2018). Pour cela, il apparait crucial de comprendre la nature d'un sol, sa composition, sa structure et ses besoins est essentiel pour assurer une exploitation responsable et durable des terres, d'où l'intérêt de réaliser des diagnostics fiables et adaptés. Dans ce contexte, il serait intéressant de mettre en évidence l'effet des paramètres physico-chimiques des sols sur l'évolution de la fertilité des sols, d'identifier les carences en éléments nutritifs et d'ajuster les apports en engrais de manière ciblée (Boudjabi & Chenchouni, 2022).

L'analyse des sols repose sur une série de méthodes scientifiques rigoureuses utilisées en laboratoire, permettent d'obtenir des mesures précises de plusieurs paramètres essentiels, comme le pH, la conductivité électrique (CE), le taux d'humidité, la teneur en calcaire (actif et total), ainsi que le pourcentage de carbone organique, la matière organique et la texture.

Dans le cadre de ce travail, plusieurs paramètres physico-chimiques du sol ont été analysés afin de mieux évaluer sa fertilité et son potentiel agronomique. La texture du sol, déterminée par les proportions d'argile, de limon et de sable, influence directement la capacité de

rétention d'eau, la porosité, l'aération et la disponibilité des nutriments (Adeniji *et al.*, 2024). Le taux d'humidité est un indicateur clé pour la croissance des cultures, affectant la disponibilité en eau, l'absorption des nutriments et la santé des plantes. Il joue un rôle central dans la gestion de l'irrigation et dans l'optimisation des rendements agricoles (Zhang *et al.*, 2024). Le pH du sol détermine son acidité ou son alcalinité, ce qui conditionne fortement la solubilité des éléments nutritifs et leur absorption par les racines (O'Kennedy, 2022). La conductivité électrique (CE) reflète la salinité du sol, qui peut affecter la croissance des plantes en influençant l'absorption de l'eau et des nutriments. Lorsque les concentrations en sels solubles sont trop élevées, nécessitant une gestion appropriée pour éviter des effets négatifs sur les cultures (Banón *et al.*, 2021). L'analyse du calcaire total et actif est essentielle pour comprendre les interactions entre les éléments nutritifs et pour anticiper les risques de blocages nutritionnels, notamment pour le phosphore et les oligo-éléments (Mubarak *et al.*, 2021). Enfin, la mesure du carbone organique total et de la matière organique donne une indication précieuse sur la qualité biologique du sol, sa capacité à retenir l'eau et les nutriments, et son rôle dans la régulation du climat (Johnston *et al.*, 2009). En combinant l'analyse de ces paramètres, il devient possible de dresser un diagnostic global et pertinent de la qualité des sols et d'orienter les pratiques agricoles vers une gestion durable et efficiente.

Les méthodes classiques d'analyse du sol, demandent toutefois du temps, des moyens matériels et humains, et restent difficiles à généraliser sur de larges surfaces, surtout dans les zones isolées. Face à ces limites, les progrès récents en traitement d'images numériques et en intelligence artificielle, notamment via la machine learning, offrent des alternatives prometteuses. En croisant des données visuelles issues de photographies de sol avec des résultats d'analyses en laboratoire, on peut concevoir des modèles prédictifs capables de déduire certaines propriétés du sol rapidement et avec un bon niveau de fiabilité. Cette démarche, dite multimodale, repose sur l'exploitation de plusieurs sources d'information complémentaires afin de mieux représenter la réalité du terrain.

Dans le cadre de ce mémoire, ce travail s'inscrit dans une dynamique d'innovation scientifique, l'objectif est d'évaluer si la combinaison des méthodes traditionnelles et des technologies modernes permet de mieux caractériser les sols et de fournir un appui efficace à la prise de décision en milieu agricole.

Ce mémoire se subdivise en une introduction générale, un chapitre « Matériel et méthodes » décrivant la zone d'étude et la méthodologie adoptée, un chapitre « Résultats », et enfin une « Discussion et conclusion », suivie de la liste bibliographique et les annexes.

MATERIEL ET METHODES



II. MATERIEL ET METHODES

2.1. Présentation de la zone d'étude

2.1.1. Situation géographique

L'étude des caractéristiques des sols ont été étudiées dans deux région : la wilaya de Tébessa avec huit stations réparties dans plusieurs localités, (El Kouif, Tébessa ville, El Hammamet, Boulhef dyr, Al Malabiod, Bir El Ater, Oum Ali, El Aouinet). Cette dernière est située dans les hauts plateaux telliens, à l'extrême est de l'Algérie et se caractérise par un climat semi-aride, et par son importance agro-pastorale. De plus, deux stations dans la wilaya de Constantine situées à l'extrême est du pays et bénéficie d'un climat subhumide (fig. 01).

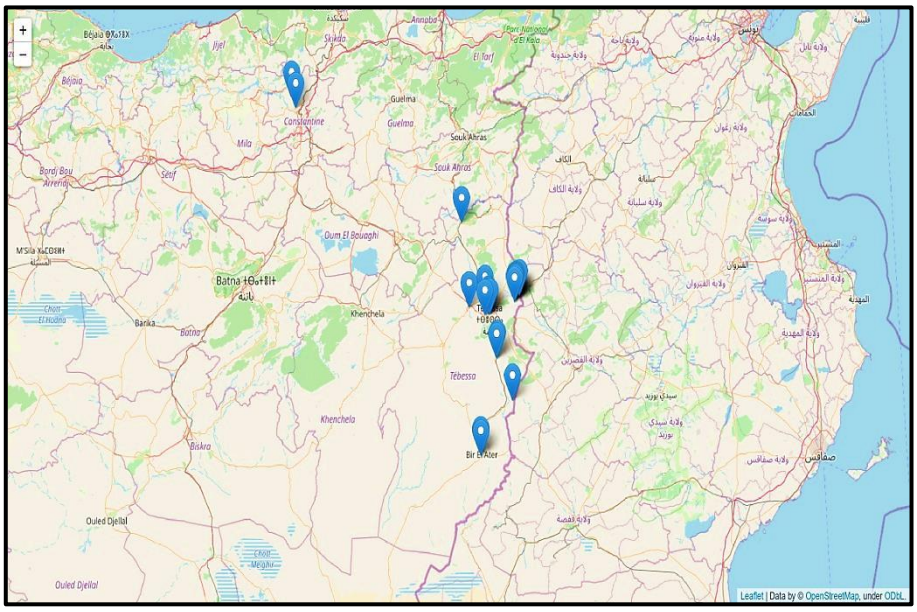


Figure 01 : La carte géographique des sites d'étude

2.2. Prélèvement du sol

Nous avons effectué 30 échantillons de sol qui ont été prélevés sur des profils pédologique à une profondeur de 15 à 20 cm (fig. 02). Les échantillons de sol ont été séchés à l'air ambiant pendant quelques jours ; puis tamisés à l'aide d'un tamis de 2 mm de diamètre. Le sol servira pour l'analyse physicochimique. Trois répétitions sont prises pour chaque paramètre dosé. Parallèlement, des photographies de la surface du sol ont été prises in situ à l'aide d'un smartphone haute résolution, dans des conditions de lumière naturelle et selon un angle perpendiculaire à la surface.



Figure 02 : Prélèvement du sol dans la parcelle étude (photo personnelle)

2.3. Analyses physico-chimiques du sol

2.3.1. Granulométrie et texture du sol

La granulométrie a été déterminée à l'aide du test du bocal d'eau (fig. 3) pour estimer la texture du sol selon la méthode de (Bruand et Chenu, 1994). La classification de la texture du sol a été basée sur le triangle américain (Duchraufour, 1997) (fig.3).

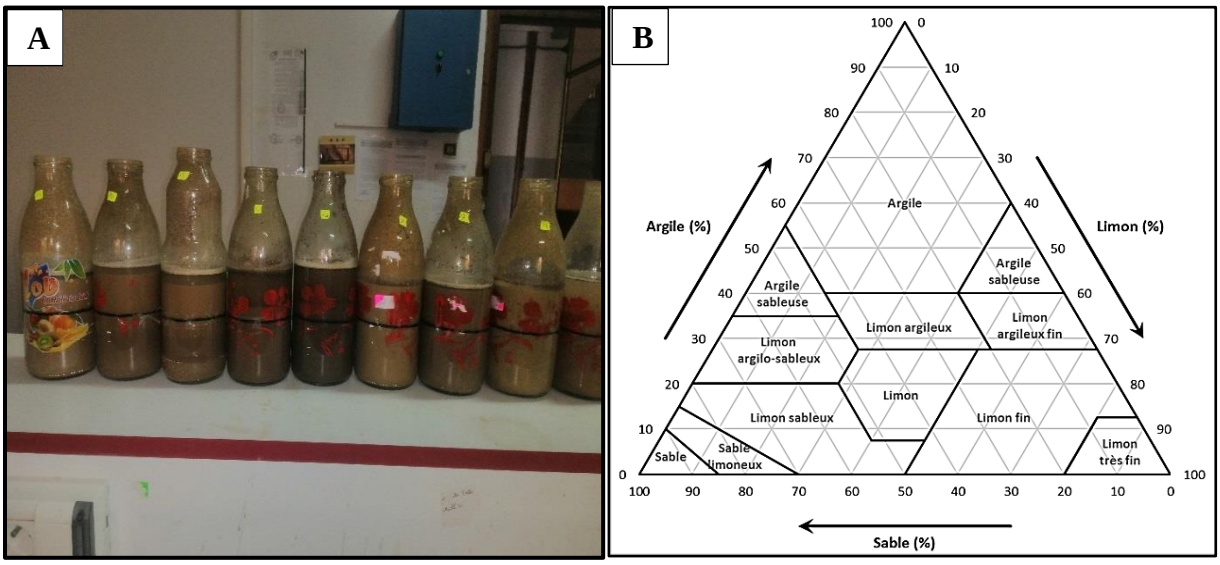


Figure 03 : Test du bocal d'eau (A) et triangle américain de la texture (B)

2.3.2. Humidité du sol

La méthode consiste à sécher 50g de sol dans une étuve à 105°C jusqu'à obtenir un poids constant (fig. 4). La différence de poids avant et après séchage correspond à la quantité d'humidité du sol (Mathieu et Pieltain, 2003). La classification des sols selon le taux d'humidité est représentée dans le tableau 01.

Humidité% = (poids humide-poids sec) / poids sec*100



Figure 04 : séchage des échantillons des sols dans l'étuve (photo personnelle)

Tableau 01 : Classification des sols selon le taux d'humidité

Teneur en eau %	Qualification de l'humidité du sol
<5	Très sec
5-15	Sec
15-30	Modérément humide
30-50	Humide
50-80	Très humide
>80	Saturé

2.3.3. PH

Le PH a été déterminé à l'aide du PH-mètre dans une suspension de terre fine dans l'eau distillée avec un rapport sol/solution de (1/5 ; w/v) (Mathieu et Pieltain, 2003) (fig. 5). Les sols sont classés selon leurs statuts acido-basiques dans le tableau 02.

Tableau 02 : Classes des sols selon leurs statuts acido-basiques

PH	Interprétation
<5	Fortement acide
5-6	Franchement acide
6-6,6	Légèrement acide
6,6-7,4	Neutre
7,4-7,8	Légèrement alcalin
>7,8	Alcalin

2.3.4. Conductivité électrique

Comme pour le PH, une solution de sol est obtenue par agitation des échantillons du sol dans l´eau distillée avec le rapport de (1/5 ; w/v). La lecture de la conductivité électrique est établie sur le filtrat sol avec un conductimètre numérique Consort/C3030 (Mathieu et Pieltain, 2003) (fig. 6). Le tableau 03 présente les différentes classes de sols définies par la CE.

Tableau 03 : Classes des sols selon la CE

CE (µS/cm)	Interprétation
<600	Non salé
600-1000	Légèrement salé
1000-2000	Salé
2000-3000	Très salé
3000-4000	Extrêmement salé

2.3.5. Calcaire total (CT%)

Le calcaire total est l'ensemble du calcaire du sol représenté dans toutes ses formes et tailles, Sa quantité dans le sol peut être déterminée après dissolution avec un acide à concentration moyenne. Le carbone du CaCO3 dans le sol a été attaqué par l'acide chlorhydrique, et ce dosage était basée sur la réaction acido-basique avec de l'acide chlorhydrique dilué au 1/3. Le volume de CO2 dégagé permet de déterminer la quantité de CaCO3.

$$\mathbf{CaCO3 + 2HCl \longrightarrow CaCl2 + CO2}$$

Dans un bécher contenant 10 ml de HCL dilué au (1/3) de poids connu (P1) on ajoute 10 g de terre fine. Après agitation, on laisse reposer et la solution est à nouveau pesée pour avoir le poids (P2) (Baise, 2000) (fig. 5)**.** Le poids de CaCO3 total a ensuite été calculé selon la formule suivante :

Poids du CO_2 dégagé = Poids du bécher + acide + sol (avant la réaction **P1**) – Poids du bécher + acide + sol (après réaction **P2**)

% $CaCO_3$= Poids du CO_2 dégagé x 2,274 x100/ Poids du sol

=Poids du CO_2 x 227,4 /Poids du sol

Les diverses classes des sols établies par le taux du calcaire totale est figuré dans le tableau 04.

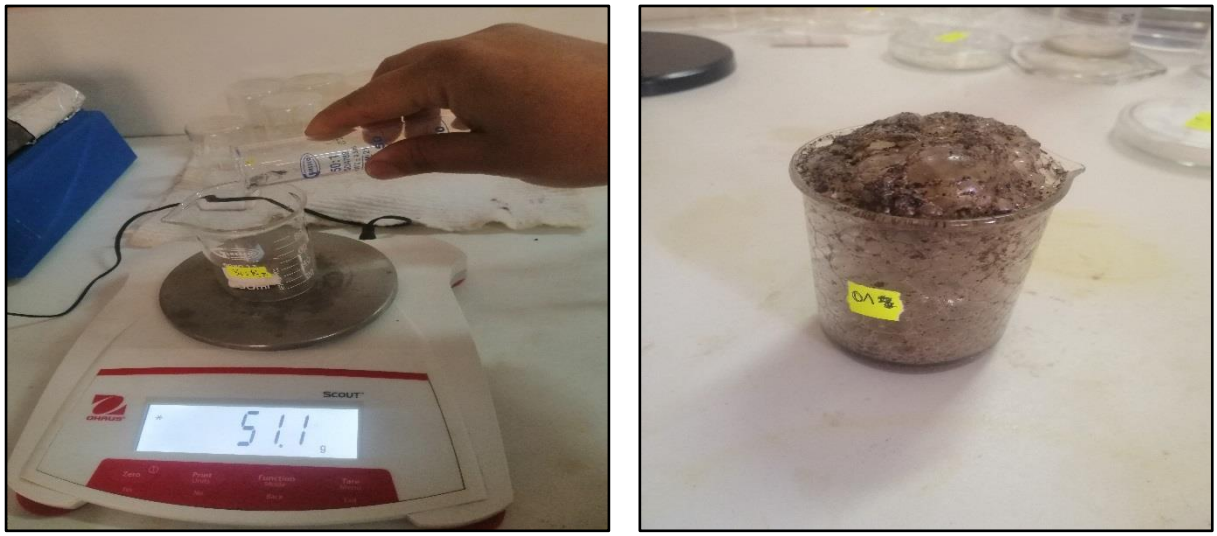


Figure 05 : Dosage du calcaire total (photos personnelles)

Tableau 04 : Classes des sols selon le taux du calcaire total (GEPPA in Baize, 2000)

Calcaire (%)	Type de sol
<1	Non calcaire
1-5	Peu calcaire
5-25	Modérément calcaire
25-50	Fortement calcaire
50-80	Très fortement calcaire
>80	Excessivement calcaire

2.3.6. Calcaire actif (CA%)

Le calcaire actif a été dosé par la méthode de Drouineau-Galet il est combiné aux oxalates (Mathieu et Pieltain, 2003). Un échantillon de 2 g de sol a été agité pendant une durée de deux heures, dans 100 mL d'une solution d'oxalate 0,2 N. 10 ml du filtrat ont été prélevés dans un bécher contenant 50 ml d'eau distillée et 5 ml d'acide sulfurique concentré ; la solution a été chauffée à 70 C. Après refroidissement, un titrage a été réalisé avec une solution de permanganate de potassium (0,2 N) sur le contenu du bécher jusqu'à obtention d'une couleur rose persistante (fig. 6), puis un volume de titrage (v1) pour l'échantillon de sol a été déterminé. Dans les mêmes conditions, l'opération a été répétée avec le témoin sans terre pour obtenir le volume (v2) (Mathieu et Pieltain, 2003 ; Boudjabi et Chenchouni, 2022). La

classification des sols est basée sur le taux du calcaire actif (tab. 5). En conséquence, la teneur en CaCO3 actif a été calculée selon la formule :

% de calcaire actif = (V' – V) x 0,2N x 100/10 x 50/1000x100/2

= 5 (V'-V)



Figure 06 : Dosage du calcaire actif (photos personnelles)

Tableau 05 : Classes des sols selon le taux du calcaire actif

Calcaire actif (%)	Interprétation
<5	Faible
5-10	Assez elevé
10-20	Elevé
>20	Très elevé

2.3.7. Carbone et matière organique

Le carbone organique de chaque échantillon a été dosé selon la méthode Walkley-Black (Baize, 2018). Chaque échantillon de sol a été oxydé par du bichromate de potassium dans un milieu contenant de l'acide sulfurique. Le reste de bichromate non réduit par le carbone organique a ensuite été titré avec une solution de sels de Mohr (sulfate ferreux). Le titrage a été effectué en présence de diphénylamine utilisée comme indicateur coloré qui vire au vert foncé lorsque l'excès de bichromate est complètement réduit (fig. 7). Un témoin sans terre fine a été réalisé dans les mêmes conditions. La teneur en carbone organique a été calculée selon la formule suivante :

$$C\ (\%) = \frac{(Y-X) * 0{,}6mg\ C * 100}{200\ de\ sol\ selon\ le\ cas} = (T'- échant) * 0{,}3 * 1{,}31$$

Considérant que la matière organique : **SOM = taux du carbone × 1,724** (Duchraufour, 1997). Les sols sont classés en fonction de leur contenu en matière organique (tableau 6).

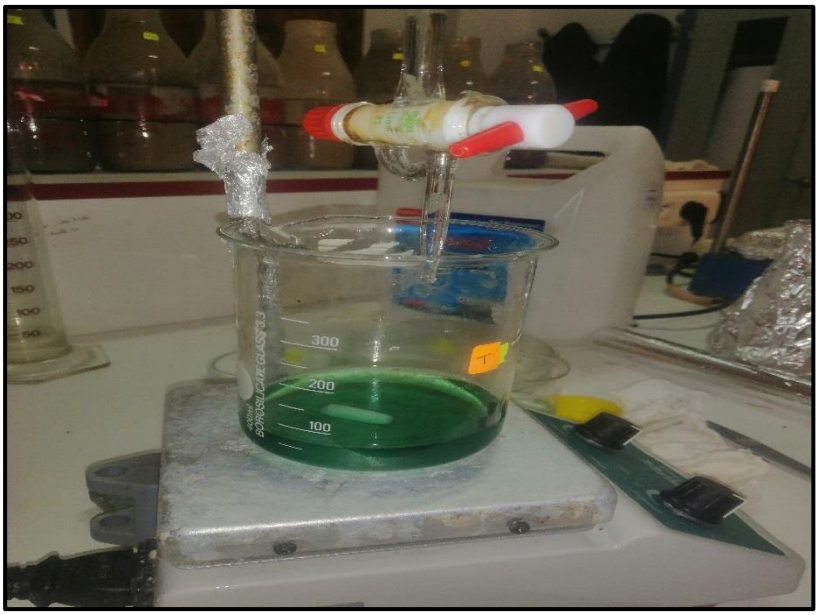


Figure 07 : Dosage du carbone organique (photo personnelle)

Tableau 06 : Classification des sols selon le taux de matière organique (Schaefer, 1975)

Taux de matière organique (%)	Terre
<1	Très pauvre
1-2	Pauvre
2-4	Moyenne
>4	Riche

2.4. Prédiction de la texture du sol et du niveau d'humidité à partir d'une image du sol

Avec l'émergence de l'intelligence artificielle dans le domaine de l'agriculture de précision, la prédiction des paramètres physico-chimiques du sol à partir d'images est devenue une approche prometteuse et non invasive. En exploitant les caractéristiques visuelles extraites d'images du sol prises sur le terrain, il est désormais possible d'estimer simultanément la texture du sol et son niveau d'humidité. Cette méthode réduit le besoin de prélèvements physiques coûteux et chronophages, tout en permettant une surveillance continue et à grande échelle de l'état des sols agricoles. Dans cette section, nous présentons un modèle de réseau

de neurones convolutifs (CNN) conçu pour effectuer ces deux prédictions à partir d'une seule image.

2.4.1. Modèle proposé

La structure du modèle proposé est résumée dans le tableau ci-dessous :

Tableau 07 : Aperçu de la structure du modèle

Layer	Type	Filters/Units	Kernel Size	Activation	Output Shape
Input	Input Layer	-	-	-	(None, H, W, C) H=128,W=128,C=3
Conv2D_1	Conv2D	32	(3, 3)	ReLU	(None, H, W, 32)
Conv2D_2	Conv2D	32	(3, 3)	ReLU	(None, H, W, 32)
MaxPooling_1	MaxPooling	-	(2, 2)	-	(None, H/2, W/2, 32)
Conv2D_3	Conv2D	64	(3, 3)	ReLU	(None, H/2, W/2, 64)
Conv2D_4	Conv2D	64	(3, 3)	ReLU	(None, H/2, W/2, 64)
MaxPooling_2	MaxPooling	-	(2, 2)	-	(None, H/4, W/4, 64)
Conv2D_5	Conv2D	128	(3, 3)	ReLU	(None, H/4, W/4, 128)
Conv2D_6	Conv2D	128	(3, 3)	ReLU	(None, H/4, W/4, 128)
MaxPooling_3	MaxPooling	-	(2, 2)	-	(None, H/8, W/8, 128)
Flatten	Flatten	-	-	-	(None, 512)
Dense_1	Dense	512	-	ReLU	(None, 512)
Dropout	Dropout	-	-	-	(None, 512)
Output_Humid	Dense	1	-	Sigmoid	(None, 1)
Output_Soil	Dense	5	-	Softmax	(None, 5)

Le modèle proposé est construit à l'aide d'une architecture de réseau neuronal convolutif (CNN) destinée à traiter simultanément les tâches de classification binaire et multi-classe. L'architecture se compose de trois blocs convolutifs suivis d'une couche partagée entièrement connectée, qui se ramifie en couches de sortie distinctes pour la classification de l'humidité et de la texture du sol.

Le modèle est défini de la manière suivante :

```
inputs = Input(shape=input_shape)
x = layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', padding='same')(inputs)
x = layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', padding='same')(x)
x = layers.MaxPooling2D((2, 2))(x)
```

```
x = layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', padding='same')(x)
x = layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', padding='same')(x)
x = layers.MaxPooling2D((2, 2))(x)

x = layers.Conv2D(128, (3, 3), activation='relu', padding='same')(x)
x = layers.Conv2D(128, (3, 3), activation='relu', padding='same')(x)
x = layers.MaxPooling2D((2, 2))(x)

x = layers.Flatten()(x)
x = layers.Dense(512, activation='relu')(x)
x = layers.Dropout(0.5)(x)

# Output for Humidity Classification (Binary)
out_humid = layers.Dense(1, activation='sigmoid', name='humid')(x)

# Output for Soil Texture Classification (Multi-Class)
out_soil = layers.Dense(5, activation='softmax', name='soil')(x)
```

La sortie `out_humid` est associée à une fonction d'activation sigmoïde, appropriée pour une classification binaire de l'humidité. En parallèle, la sortie `out_soil` utilise une fonction d'activation softmax permettant une classification multi-classes de la texture du sol. L'apprentissage du modèle a été réalisé à l'aide de l'optimiseur Adam, avec un taux d'apprentissage de 0,001, une taille de lot de 64, et un nombre des cycles d'apprentissage fixé à 50.

Le modèle proposé est un réseau de neurones multitâches conçu pour prédire simultanément la texture du sol, les niveaux d'humidité, ainsi que la localisation des sites. L'architecture repose sur une première série de niveaux communs de traitement, suivie de branches spécialisées dédiées à chacune des trois prédictions. Afin de gérer les différentes natures des sorties, le modèle combine des fonctions d'activation softmax pour les classifications multi-classes (texture et localisation) et sigmoïde pour la classification binaire (humidité).
Le prétraitement des données inclut la normalisation des variables continues, le codage one-hot pour la texture du sol et la localisation, ainsi qu'un codage binaire pour les niveaux d'humidité. L'apprentissage est réalisé avec l'optimiseur Adam, en utilisant un taux d'apprentissage de 0,001, une taille de lot de 64, sur un total de 50 cycles d'apprentissage.

2.4.2. Protocole d'évaluation

Le protocole d'évaluation mis en œuvre repose sur le calcul, de manière indépendante pour chaque tâche de prédiction (texture du sol, niveau d'humidité), de métriques classiques de classification : l'exactitude (accuracy), la précision (precision), le rappel (recall) et le score F1. En complément, des métriques globales sont obtenues en moyennant les performances

individuelles associées à chaque tâche, ce qui permet une vue d'ensemble de la robustesse du modèle multitâche.

L'évaluation est réalisée à l'aide de la bibliothèque scikit-learn (sklearn.metrics), qui fournit un ensemble d'outils fiables pour le calcul de ces indicateurs. Afin de traiter les cas particuliers où aucune prédiction n'est effectuée pour certaines classes (ce qui pourrait rendre certaines métriques indéfinies), le paramètre zero_division est fixé à 0. Cette configuration permet d'éviter les avertissements ou erreurs, tout en assurant la cohérence et la stabilité des résultats.

2.5. Classification de la texture du sol à l'aide de l'apprentissage automatique : Une analyse comparative

La classification de la texture du sol constitue un enjeu fondamental en science agronomique, car elle influence directement la rétention de l'eau, la disponibilité des nutriments et, par conséquent, la productivité des cultures. Une identification précise des types de textures tels que sableuse, limoneuse, argileuse ou sablo-limoneuse peut considérablement améliorer la gestion et la valorisation des sols. Dans cette optique, la présente étude propose une approche comparative basée sur divers algorithmes d'apprentissage automatique afin de classer les textures de sol à partir de propriétés physico-chimiques mesurées en laboratoire, telles que le pH, la conductivité électrique (CE), la teneur en carbone, la quantité de calcaire (total et actif), ainsi que le taux d'humidité.

2.5.1. Dataset Description

L'étude repose sur une base de données constitué de plusieurs échantillons de sol collectés dans différentes zones agricoles. Chaque échantillon est décrit par un ensemble de caractéristiques physico-chimiques utilisées comme variables explicatives dans les modèles de classification. La base de données comprend les attributs suivants :

- **Texture :** Type de sol, classé en limoneux, limon sableux, limoneux fin, argileux ou limon argilo-sableux ;
- **pH :** Indice mesurant l'acidité ou l'alcalinité du sol ;
- **CE (µS) :** Conductivité électrique, indicateur du niveau de salinité ;
- **Carbone (ml) :** Quantité de carbone, reflétant la présence de matière organique ;
- **ACCE :** Calcaire actif (Active Carbon Content Estimation), représentant la fraction de calcaire facilement oxydable ;
- **TCCE P1 et P2 :** Estimations de la teneur totale en calcaire à deux phases de mesure ;

- **Humidité :** Teneur en eau du sol, exprimant sa capacité de rétention hydrique.

La diversité des textures représentées dans ce jeu de données permet une évaluation robuste des performances de classification des différents modèles.

2.5.2. Modèle proposé

L'approche adoptée consiste à évaluer plusieurs algorithmes de classification supervisée, notamment :

- La régression logistique,
- Les k plus proches voisins (K-Nearest Neighbors – KNN),
- L'arbre de décision (Decision Tree),
- La forêt aléatoire (Random Forest),
- Le Gradient Boosting,
- Et la machine à vecteurs de support (Support Vector Machine – SVM) avec un noyau RBF (Radial Basis Function).

Les variables explicatives sélectionnées pour l'entraînement sont les suivantes : pH, CE, Carbone, ACCE, TCCE P1, TCCE P2, et humidité. La variable cible correspond à la classe de texture du sol.

Un codage d'étiquettes (*label encoding*) est appliqué aux classes de texture, tandis que les variables continues sont normalisées à l'aide d'une mise à l'échelle des caractéristiques (*feature scaling*) afin de garantir une convergence optimale des modèles.

2.5.3. Protocole d'évaluation

Le jeu de données est divisé en deux sous-ensembles : 80 % pour l'apprentissage et 20 % pour le test. La performance de chaque modèle est évaluée à l'aide de plusieurs métriques de classification standard, notamment :

- L'exactitude (accuracy),
- La précision (precision),
- Le rappel (recall),
- Et le F1-score,

Permettant ainsi une analyse comparative complète de la capacité des algorithmes à prédire correctement la texture du sol à partir des propriétés physico-chimiques. Cette évaluation est essentielle pour identifier les modèles les plus performants dans un contexte agronomique réel.

RESULTATS



III. Résultats

3.1. Caractérisations physico-chimiques des sols des sites étudiées

L'analyse des caractéristiques physico-chimiques des sols de 30 sites a permis de mettre en évidence une variabilité relative des propriétés édaphiques, tout en révélant des tendances générales. Les sols étudiés présentent majoritairement une texture limoneuse sableuse, un pH alcalin, une teneur modérée à forte en calcaire total et une matière organique (MO) globalement faible, ce qui indique un potentiel agronomique souvent limité sans amélioration préalable. Afin de faciliter l'interprétation et l'exploitation des données, selon le tableau 08 les sites ont été regroupés selon la similarité de leurs profils édaphiques en cinq groupes principaux :

Groupe A

Ce groupe comprend les sites d'El Kouif 7 (cité El Jadid), El Kouif 8 (cité Kbayle), El Kouif 9 (cité 1er Novembre), Tébessa 4, Tébessa 6 (route de l'Aéroport), El Hammamet 1, El Hammamet 2 et El Hammamet 3. Ces sites sont caractérisés par des sols à texture limono-sableuse, avec un pH alcalin stable autour de 8. La teneur en matière organique y est faible, variant de 1,06 % à 2,62 %. Les sols sont faiblement salés, avec une conductivité électrique comprise entre 144 et 1224 µS/cm. L'humidité est généralement faible à modérée, avec des valeurs variantes entre 5 % et 15 %. Le calcaire total est présent à des niveaux modérés (14 % à 23 %), tandis que le calcaire actif fluctue entre 1 % et 16 %.

Groupe B

Les sites d'El Malabiod (Cosider), Oum Ali et Bir el Ater 2 se distinguent nettement du reste des sites étudiés par leurs caractéristiques électriques. Ils présentent des sols fortement salins, avec des conductivités électriques atteignant jusqu'à 83 mS.cm^{-1}, ce qui dépasse largement les valeurs observées ailleurs. Cette forte salinité est accompagnée d'un pH très alcalin, avoisinant de 9, et d'une teneur en matière organique comprise entre 0,76 % et 2,64 %. Ces sols, à texture limono-sableuse, sont également très secs, avec une humidité variant de 3 % à 5 %. Le calcaire total et le calcaire actif y sont présents à des niveaux moyens, respectivement compris entre 7 % et 28 %, et entre 0,83 % à 11,67 %.

Groupe C

Ce groupe rassemble les sites de Tébessa 2 (Faculté SNV), Boulhef Dyr 1, Boulhef Dyr 2, Bir el Ater 1, Constantine 1, Constantine 2, et El Aouinete. Ces sites se caractérisent généralement par des sols à texture argileuse ou limono-argilo-sableuse, modérément humides, avec une humidité gravimétrique variant entre 16 % et 22 %. Toutefois, les sites de Tébessa 1 et Bir el Ater 1 présentent des sols plus secs, avec des taux d'humidité compris entre 6 % et 10 %. Le pH est alcalin, tandis que la conductivité électrique varie de 133 à 975 µS/cm. Ces sols sont riches en calcaire total (20 % à 35 %) et présentent un taux de calcaire actif relativement élevé, compris entre 6,17 % et 21,33 %. La teneur en matière organique est très faible dans les sites de Tébessa 1 ainsi que Boulhef Dyr 1 et 2 (entre 0,72 % et 0,81 %). En revanche, elle est moyenne dans les sites de Bir el Ater 1, Constantine 1, Constantine 2 et El Aouinete, avec des valeurs comprises entre 1,85 % et 2,76 %.

Groupe D

Ce groupe comprend les sites d'El Kouif 2 (La Gare), El Kouif 5 (Ghar Rmal), Tébessa 3 (Fatma Zohra), Tébessa 5 (Route d'Annaba) et El Malabiod 2 présentant un sol sec avec un seuil d'humidité situe entre 3% à 12%. La texture est argileuse, limoneuse ou argilo-sableuse avec une salinité modérée à forte, comprise entre 1238 à 2223 µS/cm. Le pH est alcalin, variant entre 7,23 à 8,15. La teneur en matière organique est faible, comprise entre 0,84 % et 1,65 %. Le taux de calcaire total est modéré, oscillant entre 6 % et 24 %, tandis que le calcaire actif est relativement élevé, allant de 1 % à 16 %.

Groupe E

Les sites d'El Kouif 1 (cité El Masjid), El Kouif 3 (cité Ain Fadha), El Kouif 4 (El Oued), El Kouif 6 (cité Constantine), El Kouif 10 (cité 1er Novembre 2), Tébessa 1 (El Anba) et El Hammamet 4 se caractérisent par des sols à texture fine, principalement argileuse, limoneuse ou limono-sableuse. Le pH, de nature alcaline, varie entre 8,23 et 8,52. La teneur en matière organique est relativement faible à modérée, oscillant entre 0,99 % et 2,60 %. Le calcaire total est présent en quantités modérées à élevées (18% à 28 %), tandis que le calcaire actif atteint des niveaux partiellement élevés, compris entre 1 % et 18 %. L'humidité des sols est comprise entre 4 % et 21 %, traduisant des conditions allant de modérément humides à sèches.

Tableau 08 : Statistiques descriptives (moyenne ± ecartype) des paramètres physico-chimiques du sol des sites d'étude pour la région de Tébessa et Constantine.

Sites	PH	CE (µS)	C%	MO %	CT%	CA%	H%	Texture
El Kouif 1	8.26±0.28	143.87±26.76	1.13±0.10	1.94±0.17	18.95±5.05	1.33±0.56	11.94±2.89	Limoneux
El Kouif 2	8.15±0.02	1300.67±7.78	0.85±0.04	1.47±0.08	16.68±8.59	5.33±1.11	12.46±1.30	Limoneux sableux
El Kouif 3	8.23±0.08	295.67±10.89	0.84±0.14	1.45±0.24	25.77±13.14	10.83±0.22	13.82±7.46	Limoneux fin
El Kouif 4	8.52±0.21	222.87±152.76	0.60±0.02	1.04±0.03	23.50±7.07	18.17±3.22	10.19±2.30	Limoneux
El Kouif 5	7.97±0.00	1238.00±4.67	0.62±0.17	1.06±0.29	9.10±3.03	1.50±0.67	7.36±2.34	Limoneux sableux
El Kouif 6	8.33±0.08	428.00±27.33	1.51±0.09	2.60±0.15	22.74±1.52	13.50±0.67	21.18±1.23	Limoneux sableux
El Kouif 7	8.70±0.07	276.67±84.89	1.52±0.02	2.62±0.03	17.43±4.04	3.50±1.00	11.64±1.85	Limoneux sableux
El Kouif 8	8.76±0.06	151.40±8.60	0.77±0.14	1.33±0.24	15.92±6.06	1.17±0.56	5.49±2.77	Limoneux sableux
El Kouif 9	8.69±0.02	155.73±6.91	1.39±0.02	2.39±0.03	14.40±5.56	2.67±2.22	13.94±5.94	Limoneux sableux
El Kouif 10	8.32±0.07	651.33±64.44	1.48±0.04	2.55±0.08	28.05±8.59	1.00±0.33	4.46±0.83	Limoneux
Tébessa 1	8.39±0.04	217.33±40.22	0.58±0.09	0.99±0.15	21.22±1.01	13.50±1.00	20.77±0.39	Argileuse
Tébessa 2	8.28±0.21	299.33±5.56	0.45±0.07	0.77±0.12	21.98±2.53	6.17±1.22	6.14±2.34	Limoneux argilo-sableux
Tébessa 3	7.92±0.02	1310.33±7.11	0.48±0.10	0.84±0.17	19.71±2.02	16.00±0.67	10.44±6.31	Argileuse
Tébessa 4	8.04±0.01	1224.00±10.00	0.62±0.04	1.06±0.08	6.06±2.53	5.17±1.11	11.05±1.55	Limoneux sableux
Tébessa 5	7.23±0.15	1539.33±63.56	0.26±0.11	0.45±0.20	6.82±1.52	1.67±0.56	3.98±1.60	Limoneux sableux
Tébessa 6	8.71±0.00	143.83±5.78	0.83±0.00	1.42±0.00	21.22±3.54	16.17±1.78	15.48±3.14	Limoneux sableux
El Hammamet 1	8.68±0.03	159.23±2.04	0.60±0.02	1.04±0.03	23.50±2.53	13.50±0.33	13.90±3.06	Limoneux sableux
El Hammamet 2	8.72±0.02	157.67±5.49	0.73±0.03	1.26±0.06	21.22±4.04	11.00±6.00	19.96±6.16	Limoneux
El Hammamet 3	8.34±0.01	685.00±7.33	0.80±0.07	1.38±0.12	17.43±2.53	9.50±2.00	15.93±0.83	Limoneux sableux
El Hammamet 4	8.50±0.20	521.00±214.00	0.77±0.02	1.33±0.03	25.77±3.54	18.50±11.33	13.35±2.31	Argileuse
Boulhef dyr 1	8.34±0.03	327.67±1.56	0.47±0.03	0.81±0.05	20.47±0.00	8.33±0.56	16.51±5.87	Limoneux argilo-sableux
Boulhef dyr 2	8.31±0.07	783.33±49.56	0.42±0.12	0.72±0.21	35.63±17.18	13.50±0.67	18.41±3.36	Limoneux sableux
Al Malabiod 1	7.61±0.04	3443.33±11.11	0.45±0.02	0.77±0.03	28.80±17.18	11.67±0.22	5.08±1.79	Limoneux sableux
Al Malabiod 2	7.88±0.12	2223.00±784.67	0.96±0.04	1.65±0.08	24.26±7.07	13.67±0.22	9.93±6.08	Limoneux argilo-sableux
El Ater 1	8.10±0.02	975.67±1.78	1.36±0.03	2.35±0.06	34.11±10.61	21.33±7.22	10.21±4.04	Limoneux argilo-sableux
El Ater 2	9.12±0.14	83233.33±6622.22	1.38±0.00	2.37±0.00	17.43±1.01	6.17±3.44	7.39±1.34	Limoneux sableux
Constantine 1	8.23±0.16	263.00±28.00	1.60±0.02	2.76±0.03	24.26±5.05	8.83±0.22	22.85±0.20	Limoneux
Constantine 2	8.36±0.02	133.50±15.47	1.07±0.09	1.85±0.15	26.53±3.54	13.67±1.22	22.73±2.99	Limoneux sableux
Oum Ali	9.34±0.06	58900.00±3666.67	1.53±0.00	2.64±0.00	7.58±2.02	0.83±0.44	3.88±0.09	Limoneux sableux
El Aouinete	8.66±0.03	236.00±19.33	1.51±0.03	2.60±0.06	22.74±1.52	17.50±0.67	19.15±1.08	Limoneux argilo-sableux

3.2. Classification de la texture du sol et du niveau d'humidité à partir d'une image du sol

3.2.1. Matrices de confusion et mesures de performance

Les performances du modèle de classification ont été évaluées à l'aide de matrices de confusion, accompagnées de mesures classiques telles que l'exactitude (accuracy), la précision, le rappel (recall) et le score F1. Ces indicateurs permettent d'apprécier la qualité de la classification des différentes catégories d'humidité et de texture du sol.

Tableau 09 : Matrice de confusion pour la classification de l'humidité.

	Prédit : Sec (Predicted : Dry)	**Prédit : Humide (Predicted : Humid)**
Réel : Sec (Dry)	98	0
Réel : Humide (Humid)	21	0

Exactitude (Accuracy) : 0,824, Précision : 0,412, Rappel (Recall) : 0,500, score-F1 : 0,452

Cette matrice indique une forte capacité du modèle à reconnaître les sols secs, mais une difficulté manifeste à identifier les sols humides, ce qui entraîne un déséquilibre dans les performances globales.

Tableau 10 : Matrice de confusion pour la classification de la texture du sol

	Prédit : Sableux (Sandy)	**Prédit : Limoneux (Loamy)**	**Prédit : Argileux (Clay)**	**Prédit : Silteux (Silty)**	**Prédit : Tourbeux (Peaty)**
Réel : Sableux	10	8	0	1	0
Réel : Limoneux	4	57	0	0	3
Réel : Argileux	0	2	2	0	0
Réel : Silteux	1	1	0	10	0
Réel : Tourbeux	3	5	0	0	12

Exactitude (Accuracy) : 0.765, Précision : 0.809, Rappel (Recall) : 0.670, score-F1 : 0.719

Cette matrice met en évidence des performances variables selon les types de texture. Le modèle se montre particulièrement efficace pour la classe limoneuse, tandis que les classes sableux et tourbeux présentent des confusions notables avec d'autres textures. Les classes argileux et silteux sont également affectées par un faible nombre de données correctement classées, ce qui peut suggérer un déséquilibre dans les données d'apprentissage ou une similitude dans les caractéristiques de ces textures.

Dans l'ensemble, la performance du modèle pour la classification de l'humidité est fortement affectée par le déséquilibre entre les classes, comme en témoigne l'absence d'échantillons « Humide » correctement prédits. En ce qui concerne la classification de la texture du sol, le modèle présente de meilleures performances, mais rencontre des difficultés avec les classes minoritaires telles que « Argileux » et « Limoneux ». Une analyse plus approfondie ainsi que des stratégies pour corriger ces déséquilibres de classes sont abordées dans la section conclusion.

Les résultats expérimentaux mettent en évidence des performances variables selon les trois tâches étudiées. L'analyse de la distribution des données, tant dans les ensembles d'apprentissage que de test, révèle un déséquilibre marqué entre les classes, notamment pour la tâche de classification de l'humidité. Plus précisément, la majorité des échantillons d'apprentissage sont associés à la classe « Sèche » (84,5 %), tandis que seuls 15,5 % relèvent de la classe « Humide ». Ce déséquilibre se retrouve également dans l'ensemble de test, où 82,4 % des échantillons appartiennent à la classe « Sèche ». En conséquence, le modèle présente des difficultés à prédire la classe minoritaire (« Humide »), ce qui se traduit par un macro-score F1 moyen de 0,452.

Dans le cas de la classification de la texture du sol, les données d'apprentissage présentent également un déséquilibre important, la majorité des échantillons appartenant à la classe « Limoneux-sableux » (53,4 %). Les classes minoritaires, telles que « Argileux » et « Limoneux », ne représentent respectivement que 4 % et 10 % des données d'apprentissage. L'ensemble de test suit une distribution similaire, avec une prédominance de la classe « Limoneux-sableux » à hauteur de 53,8 %. Le modèle atteint une précision de 0,765 pour la classification de la texture du sol ; cependant, la matrice de confusion met en évidence une faible performance pour les classes minoritaires, notamment la classe « Argileux », qui ne compte que quatre échantillons dans les données de test.

Pour la classification des sites, le modèle enregistre une précision de 0,630, accompagnée un macro-score F1 moyen de 0,640. La précision relativement plus faible observée pour cette tâche peut s'expliquer par la diversité de la distribution des caractéristiques entre les différents sites, ce qui pourrait nécessiter un ajustement supplémentaire du modèle ou l'utilisation de techniques d'augmentation de données afin de limiter le sur-apprentissage.

Globalement, les métriques d'évaluation indiquent des performances satisfaisantes, avec une exactitude globale de 0,782, une précision de 0,824, un rappel de 0,728 et un score F1 de 0,754. Ces résultats mettent en évidence de la capacité du modèle à généraliser efficacement sur l'ensemble des tâches. Toutefois, des améliorations ciblées demeurent nécessaires pour les classes sous-représentées, notamment en ce qui concerne la classification de l'humidité.

Cette étude démontre la faisabilité de l'apprentissage multitâche pour prédire la texture et l'humidité du sol sur une image de sol. Bien que le modèle atteigne des performances globales satisfaisantes, l'analyse révèle des défis dans la gestion du déséquilibre des classes, en particulier dans la tâche de classification de l'humidité. Les travaux futurs se concentreront sur les techniques d'équilibrage des données, les architectures de modèles avancées et le partage des caractéristiques entre les tâches afin d'améliorer encore la précision et la robustesse de la classification.

2.5. Classification de la texture du sol à l'aide de l'apprentissage automatique : Une analyse comparative

Les résultats obtenus pour chacun des modèles de classification testés sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 11 : Résultats de performance des différents modèles pour la classification de la texture du sol

Modèle	Exactitude (Accuracy)	Précision	Rappel (Recall)	F1-Score
Régression Logistique	0.67	0.51	0.67	0.55
K plus proches voisins (KNN)	0.61	0.49	0.61	0.53
Arbre de Décision	0.56	0.57	0.56	0.56
Forêt Aléatoire (Random Forest)	0.78	0.83	0.78	0.75
Gradient Boosting	0.56	0.59	0.56	0.56
SVM (RBF)	0.61	0.37	0.61	0.46

Parmi les modèles testés, **la Forêt Aléatoire (Random Forest)** s'est révélée être la plus performante, atteignant une exactitude de **78 %** et un score F1 élevé de **0,75**. Cette performance supérieure peut être attribuée à la capacité de cet algorithme à gérer les interactions complexes entre les variables et à limiter le surapprentissage grâce à sa stratégie d'ensemble.

En comparaison, les modèles **SVM (RBF)** et **KNN** ont obtenu des performances modérées. Ces résultats peuvent être liés à la complexité intrinsèque et à la variabilité des données, qui rendent difficile la séparation efficace des classes par des méthodes sensibles aux choix des paramètres (comme le noyau pour le SVM ou le nombre de voisins pour le KNN).

Les performances des modèles **Régression Logistique** et **Gradient Boosting** se sont avérées relativement faibles à modérées. Cela suggère que les méthodes à tendance linéaire ou basées sur un enchaînement de faibles apprenants n'ont pas pleinement capturé les relations non linéaires complexes présentes dans les caractéristiques physico-chimiques du sol.

Ces résultats soulignent l'importance du choix du modèle en fonction de la nature des données. Des pistes d'amélioration futures pourraient inclure :

- Un réglage plus précis des hyperparamètres,
- Une sélection plus fine des variables d'entrée,
- L'exploration de modèles d'apprentissage profond (deep learning),
- L'intégration de données géospatiales et environnementales pour enrichir le modèle et accroître la précision de la classification.

En conclusion, cette analyse comparative démontre que l'apprentissage automatique, notamment via des modèles comme Random Forest, constitue une approche prometteuse pour la classification de la texture des sols à partir de données physico-chimiques, ouvrant la voie à des systèmes d'aide à la décision plus fiables pour la gestion des sols.

DISCUSSION



IV. Discussion

L'étude des caractéristiques physico-chimiques des sols constitue une étape fondamentale dans l'évaluation de leur aptitude à différentes utilisations agricoles, forestières ou urbaines (Brady & Weil, 2016). Ces propriétés influencent directement le fonctionnement biologique du sol, la disponibilité des nutriments, l'infiltration et la rétention d'eau ainsi que la réponse des plantes à leur environnement (Lal, 2004 ; Foth, 1990). Dans les régions arides et semi-arides, les sols sont souvent contraints par une faible teneur en matière organique, un pH alcalin, une salinité accrue et une structure défavorable (FAO, 2015 ; Jones *et al.*, 2013). Une meilleure connaissance de ces paramètres permet donc une gestion adaptée des ressources édaphiques (Bationo *et al.*, 2007).

4.1. Texture du sol

Les textures dominantes des sols étudiés varient entre limono-sableuse et argileuse, avec une tendance majoritaire aux textures moyennes. Ces différences influencent directement les propriétés hydriques, la porosité et l'activité microbienne (Hillel, 2008). Les sols limono-sableux, fréquents dans les groupes A et B, favorisent l'infiltration rapide de l'eau mais ont une faible capacité de rétention, augmentant ainsi la vulnérabilité à la sécheresse (Rawls *et al.*, 2003 ; Saxton & Rawls, 2006). À l'inverse, les sols argileux (groupes C et E) retiennent mieux l'eau mais se compactent facilement, limitant l'aération des racines (Dexter, 2004 ; Sentís, 2010 ; Carles *et al.*, 2011). Cette observation est cohérente avec les résultats obtenus dans la région de Bouira, où les sols de la forêt de Darna ont montré des textures similaires, variant de sablo-limoneux à limoneux sableux et leurs proportions d'argiles est souvent inférieur à 20%, influençant ainsi la rétention d'eau et la disponibilité des nutriments (Hachemi & Taibi, 2021).

La texture influence également la dynamique de l'eau disponible pour les plantes. Les argiles possèdent une capacité de rétention élevée mais une faible proportion d'eau réellement disponible (Lal & Shukla, 2004).

4.2. Le pH

Le pH des sols étudiés varie de 7,2 à 9, ce qui les classe comme alcalins, situation courante dans les sols calcaires des zones arides (Marschner, 2012 ; FAO, 2006). Ce pH élevé est principalement dû à la présence de carbonates de calcium et de sodium, et est accentué par l'évapotranspiration élevée qui concentre les sels en surface (Keren, 2000 ; Jenny, 1980). Des études menées dans la région de M'Sila ont également rapporté des pH basiques dans les sols, attribués à la présence de calcaire (Mohamadi & Djoubar, 2021 ; Seghiour & Oubah, 2023).

Un pH trop élevé réduit la biodisponibilité de plusieurs éléments essentiels, notamment le phosphore, le fer, le zinc et le manganèse (Mengel & Kirkby, 2001 ; Lindsay & Norvell, 1978). Cela conduit souvent à des carences induites, observables même en présence de réserves minérales suffisantes (Lucena, 2003). De plus, un pH supérieur à 8,5 favorise la dispersion des argiles, dégradant la structure du sol (Qadir *et al.*, 2006).

4.3. La conductivité électrique

La salinité varie fortement entre les groupes, allant de valeurs faibles à extrêmement élevées (jusqu'à 83 mS/cm dans le groupe B). La présence d'une forte salinité dans le sol limite l'absorption de l'eau et des nutriments par les plantes, compromettant ainsi leur développement (Maas & Hoffman, 1977 ; Rhoades *et al.*, 1992). Les valeurs extrêmes relevées dans le groupe B indiquent des conditions de salinité sévère, qui réduisent l'absorption de l'eau par effet osmotique et induisent des toxicités spécifiques (Munns & Tester, 2008 ; Grattan & Grieve, 1998).

Cette salinité excessive est probablement d'origine anthropique, d'un drainage insuffisant, d'irrigation inappropriée ou de remontée capillaire dans les zones à nappe peu profonde (Oster *et al.*, 1999 ; Qadir & Schubert, 2002). Pour y remédier, plusieurs stratégies sont recommandées, telles que le lessivage, l'amendement en gypse ou l'introduction de plantes halophytes (Flowers & Colmer, 2008 ; Rengasamy, 2006).

4.4. Matière Organique

La plupart des sites présentent des teneurs en matière organique inférieures à 2 %, ce qui est courant dans les zones semi-arides et arides, où la production de biomasse est faible et la minéralisation rapide sous climat chaud (Stevenson & Cole, 1999 ; Lal, 2004 ; Janzen, 2006). Or, la matière organique joue un rôle clé dans l'agrégation du sol, la capacité de rétention d'eau, la minéralisation des nutriments et la résilience aux stress abiotiques (Six *et al.*, 2002 ; Bronick & Lal, 2005). Cette caractéristique est similaire à celle des sols de la région de Mahouna à Guelma, où une faible teneur en matière organique a été rapportée, nécessitant des apports organiques pour améliorer la fertilité (Bahnous & Nemissi, 2022).

Les faibles niveaux observés nécessitent des stratégies d'enrichissement telles que l'apport de compost, de fumier ou l'introduction de cultures de couverture (Palm *et al.*, 2001 ; Bot & Benites, 2005). Cela permettrait également de stabiliser les niveaux de carbone dans le sol et de contribuer à la séquestration du CO_2 (Paustian *et al.*, 2016).

4.5. Calcaire total et calcaire actif

Les sols étudiés présentent une variabilité importante en calcaire total (6 à 35 %) et en calcaire actif (jusqu'à 21 %) ce qui est en accord avec les observations faites dans la région de Souk Ahras, où les sols présentaient également des teneurs élevées en calcaire (Zidi & Belkhir, 2022). Le calcaire actif est particulièrement problématique lorsqu'il dépasse 10 %, car il interfère avec l'absorption du fer et induit la chlorose ferrique, surtout chez les dicotylédones (López-Millán *et al.*, 2013).

Cependant, le calcaire total peut jouer un rôle bénéfique en améliorant la stabilité structurale et le pouvoir tampon du sol (Havlin *et al.*, 2016 ; Ellis & Foth, 1996). Dans les zones méditerranéennes, les sols calcaires sont fréquents mais nécessitent un choix rigoureux de cultures tolérantes ou une fertilisation adaptée, en particulier pour le fer et le phosphore (Lucena, 2003 ; Morlat & Jacquet, 2003).

4.6. L'humidité

L'humidité mesurée varie entre 3 % et 22 %, suivant une répartition logique selon la texture et la situation topographique des sites. Les sols sableux et limoneux du groupe B sont les plus secs, tandis que les sols argileux ou profonds (groupes C et E) retiennent davantage d'eau (Tomasella & Hodnett, 1998).

La faible teneur en eau dans certains sites suggère une faible capacité de rétention, probablement accentuée par un déficit de matière organique et une forte évaporation (Allen *et al.*, 1998). Des solutions telles que le paillage, l'augmentation du couvert végétal ou la réduction du travail du sol peuvent permettre d'améliorer la conservation de l'eau (Blum, 2005 ; Hatfield *et al.*, 2001).

CONCLUSION



Conclusion

Cette étude a permis de caractériser de manière approfondie les propriétés physico-chimiques des sols de 30 sites, révélant une hétérogénéité significative des paramètres édaphiques. La majorité des sols analysés présentent une texture limono-sableuse, un pH alcalin, une faible teneur en matière organique, ainsi que des taux variables de calcaire total et actif, reflétant des conditions globalement défavorables à la fertilité naturelle sans intervention agronomique adaptée. La classification des sites en cinq groupes homogènes a mis en évidence des profils distincts, en lien avec la salinité, l'humidité, et les caractéristiques texturales et calcaires, offrant ainsi une base utile pour des stratégies ciblées de gestion des sols.

Parallèlement, les résultats de cette étude démontrent l'efficacité de l'apprentissage automatique pour la classification de la texture du sol à partir de données physico-chimiques. Parmi les algorithmes évalués, certains modèles, notamment la forêt aléatoire, se distingue par leur capacité à gérer la complexité et l'hétérogénéité des données, offrant ainsi des performances de classification supérieures. L'analyse met en évidence l'importance de la préparation des données (normalisation des variables et encodage des classes) pour garantir la robustesse et la fiabilité des modèles prédictifs.

Cette approche ouvre la voie à une intégration pratique dans les systèmes d'aide à la décision agricole, en fournissant un outil automatisé et précis pour évaluer la qualité du sol à grande échelle. À terme, de telles méthodes peuvent contribuer à une gestion plus durable et efficiente des ressources agricoles.

Les perspectives futures de cette recherche incluent :

- Utiliser des données spectrales ou hyperspectrales (issues de capteurs portables, de drones ou de satellites) pour estimer la texture et l'humidité du sol de façon rapide et non destructive.
- Valider les résultats sur le terrain pour identifier rapidement les sols les plus adaptés à la production agricole**,** en facilitant le choix des parcelles selon leur texture et humidité, sans analyses de laboratoire.
- Étendre l'étude à d'autres régions afin d'évaluer la généralisabilité des modèles développés.
- Intégrer des bioindicateurs du sol (biodiversité microbienne, activité enzymatique) pour affiner la prédiction de sa fertilité et mieux orienter les pratiques agricoles.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES



~ $\mathcal{A}$ ~

Aliat, T., Kaabeche, M., Khomri, H., Nouri, L., Neffar, S., Chenchouni, H., 2016. A pedological characterisation of some inland wetlands and Ramsar sites in Algeria. Land Degrad. Dev. 27 (3), 693–705.

Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., & Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56. Fao, Rome, 300(9), D05109.

~ $\mathcal{B}$ ~

Bahnous, M. L., Nemissi, W. (2022). Contribution à la caractérisation physico-chimiques des sols de la région de Mahouna -Guelma. Mémoire de master. Université de 08 Mai 1945 – Guelma.

Baize, D. (2000). Guide des analyses en pédologie. Chois. Expression. Présentation. Interprétation. 2e Ed. INRA. Paris. 257p.

Baize, D. (2018). Guide des analyses en pédologie. Guide des analyses en pédologie, 1-328.

Bationo, A., Waswa, B., Kihara, J., & Kimetu, J. (2007). Advances in integrated soil fertility management in sub–Saharan Africa: challenges and opportunities. Nutrient Cycling in Agroecosystems, 1-2.

Benchetrit, M. (1956). Les sols d'Algérie. Revue de géographie alpine, 44(4), 749-761.

Blum, A. (2005). Drought resistance, water-use efficiency, and yield potential—are they compatible, dissonant, or mutually exclusive? Australian journal of agricultural research, 56(11), 1159-1168.

Bot, A., & Benites, J. (2005). The importance of soil organic matter: Key to drought-resistant soil and sustained food production (No. 80). Food & Agriculture Org.

Boudjabi, S., & Chenchouni, H. (2022). Soil fertility indicators and soil stoichiometry in semi-arid steppe rangelands. Catena, 210, 105910.

Bronick, C. J., & Lal, R. (2005). Soil structure and management: a review. Geoderma, 124(1-2), 3-22.

Bruand, A., & Chenu, C. (1994). Constitution physique du sol. *Techniques agricoles*, *1130*, 12.

~ C ~

Carles M, R., Ramon, J., & Francesc, F. (2011). Influence of the Hysteretic Behaviour on Silt Loam Soil Thermal Properties. Open Journal of Soil Science, 2011.

~ D ~

Dexter, A. R. (2004). Soil physical quality: Part I. Theory, effects of soil texture, density, and organic matter, and effects on root growth. Geoderma, 120(3-4), 201-214.

Duchaufour, P. (1977). Pedology. Vol. I. Pedogenesis and Classification. Pedology. Vol. I. Pedogenesis and Classification.

~ E ~

Ellis, B., & Foth, H. (1996). Soil fertility. CRC Press.

~ F ~

Fao, I. T. P. S. (2015). Status of the world's soil resources (SWSR)–main report. Food and agriculture organization of the United Nations and intergovernmental technical panel on soils, Rome, Italy, 650.

Flowers, T. J., & Colmer, T. D. (2008). Salinity tolerance in halophytes. New phytologist, 945-963.

Foth, H. D. (1991). Fundamentals of soil science (No. Ed. 8, pp. xv+-360).

~ G ~

Grattan, S. R., & Grieve, C. M. (1998). Salinity–mineral nutrient relations in horticultural crops. Scientia horticulturae, *78*(1-4), 127-157.

~ H ~

Hachmi, A., Andich, K., El Alaoui-Faris, F., Mahyou, H., 2018. Amélioration de l'état de la végétation et de la fertilité des sols des parcours arides du Maroc par les techniques de restauration et de réhabilitation. Revue d'Ecologie (Terre et Vie) 73 (4), 401–413.

Hatfield, J. L., Sauer, T. J., & Prueger, J. H. (2001). Managing soils to achieve greater water use efficiency: a review. Agronomy journal, 93(2), 271-280.

Havlin, J. L., Tisdale, S. L., Nelson, W. L., & Beaton, J. D. (2016). Soil fertility and fertilizers. Pearson Education India.

Hillel, D. (2007). Soil in the environment: crucible of terrestrial life. Elsevier.

~ J ~

Janzen, H. H. (2006). The soil carbon dilemma: shall we hoard it or use it? Soil Biology and Biochemistry, 38(3), 419-424.

Jones, A., Stolbovay, V., Tarnocai, C., Broll, G., Spaargaren, O., & Montanarella, L. (2010). Soil atlas of the northern Circumpolar Region (pp. 144-pp).

~ L ~

Lal, R. (2004). Soil carbon sequestration impacts on global climate change and food security. science, 304(5677), 1623-1627.

Lal, R., & Shukla, M.K. (2004). Principles of Soil Physics (1st ed.). CRC Press.

Lallaouna, R., Ababsa, N., Della, Y., & Boudjabi, S. (2023). Soil respiration as an indicator of soil quality under agrochemical treatment in a semi-arid area of southern Mediterranean. Arabian Journal of Geosciences, 16(9), 531.

Lindsay, W. L., & Norvell, W. (1978). Development of a DTPA soil test for zinc, iron, manganese, and copper. Soil science society of America journal, 42(3), 421-428.

López-Millán, A. F., Grusak, M. A., Abadía, A., & Abadía, J. (2013). Iron deficiency in plants: an insight from proteomic approaches. Frontiers in plant science, 4, 254.

Lucena, J. J. (2003). Fe chelates for remediation of Fe chlorosis in strategy I plants. Journal of Plant Nutrition, 26(10-11), 1969-1984.

Lucena, J. J. (2003). Fe chelates for remediation of Fe chlorosis in strategy I plants. Journal of Plant Nutrition, 26(10-11), 1969-1984.

~ M ~

Maas, E. V., & Hoffman, G. J. (1977). Crop salt tolerance current assessment. Journal of the irrigation and drainage division, 103(2), 115-134.

Mathieu, C., Pieltain, F., & Jeanroy, E. (2003). Analyse chimique des sols : Méthodes choisies. Tec & doc.

Meddad-Hamza, A., Hamza, N., Neffar, S., Beddiar, A., Gianinazzi, S., Chenchouni, H., 2017. Spatiotemporal variation of arbuscular mycorrhizal fungal colonization in olive (*Olea europaea* L.) roots across a broad mesic-xeric climatic gradient in North Africa. Sci. Total Environ. 583C, 176–189.

Mehrabi, Z. Ellis, E.C. Ramankutty, N. (2018). The challenge of feeding the world while conserving half the planet. Nat Sustain 1:409–412.

Mengel, K., & Kirkby, E. A. (1987). Principles of plant nutrition (No. Ed. 4, p. 687pp).

Mohamadi, A., & Djoubar, H. (2021). Caractérisation des sols de la zone de Magra (M'Sila). Mémoire de master. Université Mohamed Boudiaf - M'Sila.

Morlat, R., & Jacquet, A. (2003). Grapevine root system and soil characteristics in a vineyard maintained long-term with or without interrow sward. American Journal of Enology and Viticulture, 54(1), 1-7.

Munns, R., & Tester, M. (2008). Mechanisms of salinity tolerance. Annu. Rev. Plant Biol., 59(1), 651-681.

~ $\mathcal{N}$ ~

Neffar, S., Chenchouni, H., Beddiar, A., Redjel, N., 2013. Rehabilitation of degraded rangeland in drylands by Prickly Pear (*Opuntia ficus-indica* L.) plantations: effect on soil and spontaneous vegetation. Ecologia Balkanica 5 (2), 63–83.

~ O ~

Oster, J. D., Shainberg, I., & Abrol, I. P. (1999). Reclamation of salt-affected soils. Agricultural drainage, 38, 659-691.

~ $\mathcal{P}$ ~

Palm, C. A., Gachengo, C. N., Delve, R. J., Cadisch, G., & Giller, K. E. (2001). Organic inputs for soil fertility management in tropical agroecosystems: application of an organic resource database. Agriculture, ecosystems & environment, 83(1-2), 27-42.

Paustian, K., Lehmann, J., Ogle, S., Reay, D., Robertson, G. P., & Smith, P. (2016). Climate-smart soils. Nature, 532(7597), 49-57.

~ Q ~

Qadir, M., & Schubert, S. J. L. D. (2002). Degradation processes and nutrient constraints in sodic soils. Land degradation & development, 13(4), 275-294.

Qadir, M., Qureshi, A. S., & Cheraghi, S. A. M. (2008). Extent and characterisation of salt-affected soils in Iran and strategies for their amelioration and management. Land Degradation & Development, 19(2), 214-227.

~ R ~

Rawls, W. J., Gimenez, D., & Grossman, R. (1998). Use of soil texture, bulk density, and slope of the water retention curve to predict saturated hydraulic conductivity. Transactions of the ASAE, 41(4), 983-988.

Rengasamy, P. (2006). World salinization with emphasis on Australia. Journal of experimental botany, 57(5), 1017-1023.

Rhoades, J. D., Kandish, A., & Mashali, A. M. (1992). The use of saline waters for crop production.

~ S ~

Saxton, K. E., & Rawls, W. J. (2006). Soil water characteristic estimates by texture and organic matter for hydrologic solutions. Soil science society of America Journal, 70(5), 1569-1578.

Seghiour, S., & Oubah, B. (2023). Caractérisation physico-chimique de quelques sols de la zone de Mezrir (Wilaya de M'Sila). Mémoire de master. Université Mohamed Boudiaf - M'Sila.

Sentís, I. P. (2010). Hydrological approach to soil and water conservation. International Centre for Theoretical Physics, 1, 1-25.

Six, J., Conant, R. T., Paul, E. A., & Paustian, K. (2002). Stabilization mechanisms of soil organic matter: implications for C-saturation of soils. Plant and soil, 241, 155-176.

Stevenson, F. J., & Cole, M. A. (1999). Cycles of soils: carbon, nitrogen, phosphorus, sulfur, micronutrients. John Wiley & Sons.

~ $\mathcal{T}$ ~

Tomasella, J., & Hodnett, M. G. (1998). Estimating soil water retention characteristics from limited data in Brazilian Amazonia. Soil science, 163(3), 190-202.

~ $\mathcal{W}$ ~

Weil, R., & Brady, N. (2016). The nature and properties of soils, 15th edn., edited by: Fox, D. D.

~ $\mathcal{Z}$ ~

Zidi, I., & Belkhir, A. (2022). Caracterisation et biofertilisation des sols de la region de souk ahras. Mémoire de master. Université de Souk Ahras.