

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

جامعة عبد الحميد بن باديس - مستغانم

Université Abdelhamid Ibn Badis de Mostaganem



**THESE**

Présentée pour l'obtention du grade de **Docteur en Sciences**

**En : Sciences Agronomiques**

**Spécialité : Sciences du Sol**

Par : **ZIANE Ahmed**

**Thème**

**Apport de la télédétection et des systèmes  
d'informations géographiques à l'étude de la  
salinité des sols de la plaine du Bas-Cheliff**

Soutenue publiquement le : 23/ 06 / 2022 devant le jury composé de :

<b>Qualité</b>	<b>Nom &amp; Prénom</b>	<b>Structure de rattachement</b>
<b>Président</b>	Pr. CHADLI Rabah	Université de Mostaganem
<b>Examineur</b>	Pr. MEDERBAL Khalladi	Université de Tiaret
<b>Examineur</b>	Pr. ABABOU Adda	Université de Chlef
<b>Examineur</b>	Pr. BENKHELIFA Mohammed	Université de Mostaganem
<b>Directeur de thèse</b>	Pr. DOUAOUI Abdelkader	Centre Universitaire de Tipaza
<b>Co- Directeur de thèse</b>	Pr. LARID Mohamed	Université de Mostaganem

**Année Universitaire : 2021/2022**

# *Dédicaces*

*Je dédie cette présente Thèse à :*

*Celle qui m'a élevé avec sincérité et qui ne m'a pas lésiné de conseils et de supplications et qui a attendu avec patience les fruits de sa bonne éducation. A la mémoire de ma mère qu'Allah l'héberge dans ses vastes paradis.*

*Mon très cher Père, pour ces encouragements et son aide. Je suis le fruit de votre persévérance dans cette vie et tous mes succès représentent les résultats de vos sacrifices.*

*Ma femme, pour son soutien moral et sa patience continue sans faille que je suis très reconnaissant.*

*Ceux qui représentent la joie de ma vie, mes adorables anges : Farah, Moayed et Kossay. Tous les moments difficiles auxquels j'ai dû faire face pour achever ce travail se sont effondrés dès que je vous ai vu et vous ai embrassé mes Chers enfants.*

*Mes frères et sœurs en particulier : M'hamed, Maamar, et Khayr Eddine.  
Toute ma famille.*

*A toutes les personnes qui me connaissent et m'aiment profondément.*

*Sid Ahmed*

## **Remerciements**

*Je tiens à remercier tout d'abord notre Allah le tout puissant qui m'a donné le courage et la volonté pour effectuer ce modeste travail « Elhamdoulil Allah».*

*Au terme de ce travail, je souhaite adresser mes remerciements les plus sincères à toutes les personnes qui m'ont apporté conseils, encouragement et assistantes.*

*Mon plus vifs remerciement tout d'abord à monsieur **DOUAOUI Abdelkader**, Professeur au Centre Universitaire de Tipaza, qui n'a pas cessé de me prodiguer ces précieux conseils avec patience et grande liberté de travail, qui, en tant qu'encadrant, s'est toujours montré à l'écoute et très disponible tout au long de la réalisation de cette thèse, ainsi pour l'inspiration, l'aide et le temps qu'il a bien voulu me consacrer.*

*Je remercie aussi monsieur **LARID Mohamed**, Professeur à l'université de Mostaganem pour leur gentillesse, leur disponibilité, leurs conseils et leur confiance, qui en tant que Co-encadrant n'a jamais cessé son aide tout au long de la réalisation de cette thèse.*

*Mes remerciements également à monsieur **CHADLI Rabeh**, Professeur à l'université de Mostaganem, pour avoir accepté de m'honorer de sa présence en président de mon jury.*

*Mes remerciements s'adressent aussi à monsieur **MEDERBEL Khalladi**, professeur à l'université de Tiaret ainsi à monsieur **ABABOU Adda**, Professeur à l'université de Chlef et à monsieur **BENKHELIFA Mohamed**, Professeur à l'université de Mostaganem, d'avoir accepté d'examiner mon travail et participer au jury sans oublier son aide et ses enseignements.*

*Je tiens à remercier sincèrement tous le staff de l'institut de recherche pour l'aménagement de territoire « Research Institute for Sustainable Land Development (**INTERRA**) » à l'université d'Extremadura à Càceres en Espagne pour leur accueil, leurs conseils et leurs contributions positives dans ce travail en particulier monsieur **Manuel Pulido** qu'il trouve ici le témoignage de ma reconnaissance pour sa disponibilité, ses orientations et son aide scientifique et même personnel lors de*

*mon stage à l'université d'Extremadura.*

*J'adresse mes remerciements à monsieur **Hartani Tarik**, professeur au centre universitaire de Tipaza pour son aide et ces conseils pour pouvoir finaliser ce travail.*

*Je tiens à remercier mes amis **YAHIAOUI Ibrahim**, **RATA Mohamed**, **BELOUAZNI Ahmed**, **AMRANI Rachid**, enseignants chercheurs à l'université de Khemis Miliana et **BRADAI Abdelhamid**, **ZIARI Youcef** et **MOKHTARI Djamel-eddine** enseignants chercheurs à l'université de Chlef et **OULED REBAI Abdelkarim**, **LAIB Khalil**, **GUENDOUI Yacine** et **BENHALIMA Mostapha** enseignants chercheurs au centre Universitaire de Tipaza et monsieur **SAIFI Rafik** enseignant Chercheur à l'université de Boumerdes.*

*J'adresse mes reconnaissances et gratitudes envers tous les enseignants, les responsables et les agents de l'institut des sciences au centre universitaire de Tipaza.*

*En fin je tiens à exprimer, mes remerciements à toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin dans la réalisation de ce travail.*

*Merci à tous et à toutes.*

## ملخص

لعمد من الزمان ، كان سهل الشلف المنخفض (60.000 هكتار) تحت التأثير المستمر لملوحة التربة بسبب التملح الثانوي الذي تفاقم بسبب الظروف المناخية القاسية التي تميل أكثر فأكثر نحو الجفاف بالإضافة لسوء إدارة المياه الجوفية حيث أن الأهداف الرئيسية لهذا البحث هي أولاً تقييم ورسم خرائط لملوحة التربة في سهل الشلف المنخفض من خلال تطبيق ثلاث أدوات: الإحصاء الجغرافي ( Simple Kriging ، KS و Ordinary Kriging ، KO) ، الاستشعار عن بعد (مؤشرات الملوحة) والشبكات العصبية الاصطناعية. وذلك بالاستناد إلى بيانات الانعكاس من صورة للقمر الصناعي لاندسات OLI-8، ثانياً استعمال هذه الأدوات لفهم تأثير الطبوغرافيا على الملوحة بشكل أفضل. للقيام بذلك، تم دمج قاعدة بيانات ل 796 قيمة للتوصيل الكهربائي (EC،  $\text{dS.m}^{-1}$ ) ببيانات المعلمات الطيفية (قيم الانعكاس) لصورة لاندسات OLI 8 و قيم المشتقات الطبوغرافية (الارتفاع ، المنحدر ، التعرض للمنحدرات) التي تم الحصول عليها من نموذج رقمي للارتفاعات من نوع (ASTER GDEM 30 m) كل هذه البيانات دمجت بنفس الإحداثيات الجغرافية، الجزء الأكبر (80%) من قاعدة البيانات هذه خصص لتقدير ملوحة التربة بالطرق المختلفة (الإحصاء الجغرافي، مؤشر الملوحة و الشبكات العصبية الاصطناعية) وتقييم تأثير المعلمات الطبوغرافية والطيفية الطبوغرافية على الملوحة باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، تم إدخال نتائج هذه الطرق المختلفة في نظام معومات جيوغرافي بهدف تطوير خرائط الملوحة المختلفة لمنطقة البحث. تم الاحتفاظ بباقي مجموعة البيانات (20%) من أجل التحقق الإحصائي من نتائج التقدير للطرق المختلفة. سلطت نتائج هذا العمل الضوء على الاهتمام باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية بناءً على قيم الانعكاس لثلاثة نطاقات (B): الأخضر (B3) والأحمر (B4) والأشعة تحت الحمراء القريبة (B5) كمدخل تعليمي لشبكة عصبية اصطناعية في تقدير ملوحة التربة بدرجة عالية بمعامل التحديد ( $R^2 = 0.80$ ) بين القيم المقدرة والملاحظة لملوحة التربة. من ناحية أخرى، أعطت النتائج التي تم الحصول عليها بمؤشرات الملوحة ارتباط متوسط ( $R^2 < 0.50$ ) بينما كانت نتائج الارتباط بين قيم ملوحة التربة المقاسة والمقدرة بواسطة الإحصاء الجغرافي (KO , KS) أضعف (0.24 و 0.39 على التوالي). فيما يتعلق بتقييم تأثير المعلمات الطبوغرافية على ملوحة التربة عن طريق تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية، تم التحقق من تأثير الارتفاع والانحدار على ملوحة التربة ( $R^2 = 0.55$ ) كما سمح تجميع بيانات قيم الانعكاس للنطاقات الثلاثة (B3 و B4 و B5) مع مجموعة بيانات الارتفاع والانحدار في شبكة عصبية واحدة بتقدير ملوحة التربة بقوة تنبؤية تبلغ 59%. استناداً إلى نتائج هذا العمل يمكننا القول أن خريطة الملوحة الأكثر موثوقية التي تم الحصول عليها هي الخريطة الناتجة عن تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية والتي توضح أن 80% من المساحة الإجمالية لسهل الشلف المنخفض تأثرت بشكل كبير بملوحة التربة.

**الكلمات المفتاحية:** لاندسات OLI 8 ، التوصيل الكهربائي ، الإحصاء الجغرافي ، الشبكات العصبية الاصطناعية ، نموذج رقمي للارتفاعات.

## Résumé

Depuis des décennies, la plaine du Bas Cheliff (60 000 ha) est sous l'influence continue de la salinisation des sols dus à une salinité secondaire aggravée par des conditions climatiques sévères qui tend de plus en plus vers l'aridité et à la mauvaise gestion des ressources en eaux souterraines. Les principaux objectifs de cette recherche étaient d'une part, d'évaluer et de cartographier la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff en appliquant trois outils : la géostatistique (Krigage Simple, KS et Krigage Ordinaire, KO), la télédétection (Les indices de salinité) et les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) en se basant sur les données de réflectance d'une image satellitaire Landsat OLI-8 et d'autre part, de mieux comprendre l'effet de la topographie sur la salinité. Pour ce faire, une base de données de 796 valeurs mesurées de conductivité électrique (CE,  $\text{dS.m}^{-1}$ ) est combinée avec les mêmes coordonnées géographiques aux données des paramètres spectraux (valeurs de réflectance) d'une image Landsat-8 OLI et des valeurs des dérivés topographiques (altitude, pente, exposition de pente) obtenues à partir d'un MNE de type ASTER GDEM (30 m). La grande partie (80%) de cette base de données est consacrée à l'estimation de la CE par les différentes méthodes (KS, KO, indice de salinité et RNA) et l'évaluation de l'effet des paramètres topographiques et spectro-topographiques sur la salinité en utilisant les RNA. Les résultats de ces différentes méthodes sont introduits dans un environnement SIG pour élaborer les différentes cartes de salinité. Le reste de l'ensemble de données (20%) est conservé pour la validation statistique des résultats d'estimation des différentes méthodes. Les résultats de ce travail ont mis en évidence l'intérêt d'utiliser les RNA basés sur les valeurs de réflectance des trois bandes (B) : vert (B3), rouge (B4) et proche infrarouge (B5) en tant que neurones d'entrées d'apprentissage dans l'estimation de la CE avec un coefficient de détermination élevé ( $R^2 = 0,80$ ) entre les valeurs estimées et observées de la CE. En revanche, les résultats obtenus par les indices de salinité ont donné des corrélations moyennes ( $R^2 < 0,50$ ) tandis que les résultats de corrélation entre les valeurs de la CE mesurées et estimées par le KS et le KO sont plus faibles (0,24 et 0,39 respectivement). En ce qui concerne l'évaluation de l'effet des paramètres topographiques sur la salinité des sols par l'application des RNA, un effet important de l'altitude et de la pente sur la salinité du sol ( $R^2 = 0,55$ ) est enregistré. L'assemblage des données des valeurs de réflectance des trois bandes (B3, B4 et B5) avec l'ensemble des données d'altitude et de pente dans un RNA a permis l'estimation de la CE avec un pouvoir prédictif de 59%. La carte de salinité la plus fiable obtenue dans cette recherche est la carte issue de l'application des RNA montrant que 80% de la superficie totale de la plaine du Bas Cheliff est affectée par la salinité des sols.

**Mots Clés :** Landsat-8 OLI, Conductivité Electrique, Géostatistique, Réseaux de neurones Artificiels, MNE.

## **Abstract**

Science decades ago, the Lower Cheliff plain (60,000 ha) has been under the continuous influence of soil salinization due to secondary salinization aggravated by severe climatic conditions which tends more and more towards aridity and poor management of groundwater resources. The main objectives of this research were firstly to assess and map soil salinity in the Lower Cheliff plain by applying three tools: geostatistics (Simple Kriging, KS and Ordinary Kriging, KO), remote sensing (salinity indexes) and Artificial Neural Networks (ANN) based on reflectance data from a Landsat OLI-8 satellite image and on the other hand to better understand the effect of topography on salinity. To do this, a database of 796 measured values of electrical conductivity (EC, dS.m-1) is combined with the same geographical coordinates with the spectral parameters data (reflectance values) of a Landsat-8 OLI image and values of topographic derivatives (altitude, slope, slope exposure) obtained from a DEM of the ASTER GDEM type (30 m), the large part (80%) of this database is devoted to estimating the EC by the different methods (KS, KO, salinity index and RNA) and the evaluation of the effect of topographic and spectro-topographic parameters on salinity using ANN, the results of these different methods are introduced into an environment GIS to develop the different salinity maps. The rest of the data set (20%) is kept for the statistical validation of the different methods estimation results. The results of this work highlighted the interest of using ANNs based on the reflectance values of three bands (B): green (B3), red (B4) and near infrared (B5) as learning input in EC estimation with a high coefficient of determination ( $R^2 = 0.80$ ) between the estimated and observed values of EC. On the other hand, the results obtained by the salinity index gave average correlations ( $R^2 < 0.50$ ) while the results of correlation between the EC values measured and estimated by the KS and the KO is weaker (0.24 and 0.39 respectively). Regarding the evaluation of the effect of topographic parameters on soil salinity by the application of ANN, a significant effect of altitude and slope on soil salinity ( $R^2 = 0.55$ ) is checked in. The assembly of the data of the reflectance values of the three bands (B3, B4 and B5) with the altitude and slope data set in an ANN allowed the estimation of the CE with a predictive power of 59%. The most reliable salinity map obtained in this research is the map resulting from the application of ANN showing that 80% of the total area of the Lower Cheliff plain is affected by soil salinity.

**Keywords:** Landsat-8 OLI, Electrical Conductivity, Geostatistics, Artificial Neural Networks, DEM.

## LISTE DES ABREVIATIONS

<b>ABH-CZ :</b>	Agence des bassins hydrographiques, Chlef-Zahrez
<b>ANRH :</b>	Agence Nationale des Ressources Hydriques
<b>CE :</b>	Conductivité Electrique
<b>CNN :</b>	Convolutional Neural Network
<b>FAO :</b>	Food and Agriculture Organisation
<b>GPS :</b>	Global positioning system
<b>INRAA :</b>	Institut Nationale de Recherches Agronomiques Algérienne
<b>INSID :</b>	Institut National des Sols, de l'Irrigation et du Drainage
<b>IS :</b>	Indice de Salinité
<b>KO :</b>	Krigeage Ordinaire
<b>KS :</b>	Krigeage Simple
<b>LANDSAT:</b>	Land Sensing Satellite
<b>LiDAR :</b>	Light Detection and Rnaging (télédétection par laser)
<b>MLP :</b>	Multilayer Perceptron
<b>MNE :</b>	Modèle Numérique d'Elévation
<b>MNS :</b>	Modèle Numérique de Surface
<b>MNT :</b>	Modèles Numériques de Terrain
<b>NASA :</b>	National Aeronautics and Space Administration
<b>NDSI :</b>	Normalized Differential Salinity Index
<b>OLI :</b>	Operational Land Imagers
<b>ONS :</b>	Office National des Statistiques.
<b>RMSE :</b>	Root Mean Squar Error (Racine de l'erreur quadratique moyenne)
<b>RNA :</b>	Réseaux de Neurones artificiels
<b>RNN :</b>	Recurrent Neural Network
<b>RPD :</b>	Ratio of Performance to Deviation (Rapport de la performance à l'écart)
<b>SGBD :</b>	Système de Gestion de Bases de Données
<b>SIG :</b>	Système d'Informations Géographique
<b>TIN :</b>	Triangulated Irregular Network
<b>TIRS :</b>	Thermal Infrared Sensor
<b>TOA :</b>	Top of Atmosphere
<b>UTM :</b>	Universal Transverse Mercator

## LISTE DES FIGURES

Figure 01. Les composantes d'un SIG (Repetti, 2004)	07
Figure 02. Couches d'informations spatialisées au sein d'un SIG (ESRI, 2014)	08
Figure 03. Processus de la télédétection (Yahiaoui, 2011)	10
Figure 04. Réponse spectrale des surfaces naturelles. (IGN, 2008)	12
Figure 05. Schéma d'une analyse géostatistique (Chauvet, 2008)	15
Figure 06. Analogie entre un neurone formel et un neurone biologique (Ghannay, 2017)	19
Figure 07. Perceptron multicouches (MLP) avec une seule couche cachée	20
Figure 08. Représentation compacte d'un RNN. La flèche pointillée reflète la récurrence sur tous les éléments de la séquence d'entrée (Barhoumi, 2020)	21
Figure 09. Représentation du relief en hypsométrie (A) et par ombrage (B) (Elhadj, 2012)	23
Figure 10. Carte des pentes obtenue d'un MNT à 2 m (Schwartz, 2009)	24
Figure 11. Fenêtre de calcul des indices géomorphologiques (Elhadj, 2012)	24
Figure 12. Carte de l'exposition de la pente obtenue d'un MNT (Chanel, 2012)	25
Figure 13. Localisation géographique de la plaine du Bas Cheliff	27
Figure 14. Précipitations moyenne annuelle de la station INRA H'madna (1985- 2013).	28
Figure 15. Vitesse moyenne du vent de la vallée de Cheliff à 10 m du sol. (Boukli <i>et al.</i> , 2007)	30
Figure 16. Diagramme ombrothermique de Bagnouls et Gaussen de la station d'INRAA H'madna pour la période (1985/2013)	31
Figure 17. Position de la station de H'madna sur le climagramme d'Emberger.	33
Figure 18. Carte des sols de la plaine de Bas-Cheliff (Boulaine, 1957)	37
Figure 19. Réseau hydrographique de la plaine du Bas Cheliff (Ghérina, 2008)	42
Figure 20. Qualité des eaux des barrages de Gargar et de Merdjjet Sidi Abed (Source : Agence des bassins hydrographiques, Chlef-Zahrez (ABH-CZ), 2006	43
Figure 21. Ressources en eaux souterraines dans le bassin hydrographique Chlef Zahrez. (Source : ABH-CZ, 2006)	44
Figure 22. Principaux périmètres irrigués de la plaine du Bas Cheliff (Bradai et Hartani, 2007)	44
Figure 23. Plan d'échantillonnage des 796 point dans la plaine du Bas Cheliff	46
Figure 24. Image satellitaire brute de type Landsat 8-OLI, d'Aout 2015 de la plaine du Bas-Cheliff(EarthExplorer - NASA, 2017)	48
Figure 25. Modèle Numérique d'Élévation de type ASTER GDEM, de la plaine du Bas-Cheliff(EarthExplorer - NASA, 2017)	50
Figure 26. Méthode d'estimation et de cartographie de la salinité des sols par l'utilisation du RNA <sub>1</sub> sur la base des données de télédétection	54
Figure 27. Fonction d'activation de tangente hyperbolique (Ghedira, 2002)	55
Figure 28. Architecture du Réseau de Neurones Artificiel 1 (RNA <sub>1</sub> ) estimant la CE à la base des données spectrales (B3, B4, B5)	56
Figure 29. Méthode d'évaluation de la corrélation entre les données (topographiques et spectro-topographique) et les données de la salinité du Bas Cheliff	58

Figure 30. Variogramme moyen de la CE estimé par l'ensemble des points et ajustement d'un modèle exponentiel	61
Figure 31. Variogramme surfacique de la conductivité électrique	62
Figure 32. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff classée en 4 groupes établie par le KS	63
Figure 33. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff classée en 4 groupes établie par le KO	64
Figure 34. Positionnement géographique des 160 échantillons de validation	65
Figure 35. Corrélation linéaire de la CE mesurée avec la CE estimée par le KS	67
Figure 36. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimée par le KO	67
Figure 37. Carte d'écart-types d'estimation de la CE estimées dans la plaine du Bas Cheliff par KS	68
Figure 38. Carte d'écart-types d'estimation de la CE estimées dans la plaine du Bas Cheliff par KO	69
Figure 39. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par l'IS	72
Figure 40. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par l' $IS_{vir}$	73
Figure 41. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff classée en 4 groupes établie par l' $IS_{khan}$	75
Figure 42. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par le NDSI	76
Figure 43. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par le $RNA_{\eta=0,3}$	78
Figure 44. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le IS	81
Figure 45. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le $IS_{vir}$	82
Figure 46. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le $IS_{khan}$	82
Figure 47. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le NDSI	83
Figure 48. Corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimée par le $RNA_{\eta=0,3}$	84
Figure 49. Présentation en 3 dimensions de principales unités agro-pédopaysagiques de la plaine du Bas Cheliff	88
Figure 50. Carte des altitudes de la plaine du Bas-Cheliff	89
Figure 51. Carte des pentes de la plaine du Bas-Cheliff	90
Figure 52. Carte de l'exposition des pentes dans la plaine du Bas-Cheliff	91
Figure 53. Corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimée par le $RNA_{2(\eta=0,4)}$	96
Figure 54. Corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimée par le $RNA_{3(\eta=0,5)}$	97
Figure 55. Corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimée par le $RNA_{4(\eta=0,2)}$	98

## LISTE DES TABLEAUX

Figure 01. Les composantes d'un SIG (Repetti, 2004)	07
Figure 02. Couches d'informations spatialisées au sein d'un SIG (ESRI, 2014)	08
Figure 03. Processus de la télédétection (Yahiaoui, 2011)	10
Figure 04. Réponse spectrale des surfaces naturelles. (IGN, 2008)	12
Figure 05. Schéma d'une analyse géostatistique (Chauvet, 2008)	15
Figure 06. Analogie entre un neurone formel et un neurone biologique (Ghannay, 2017)	19
Figure 07. Perceptron multicouches (MLP) avec une seule couche cachée	20
Figure 08. Représentation compacte d'un RNN. La flèche pointillée reflète la récurrence sur tous les éléments de la séquence d'entrée (Barhoumi, 2020)	21
Figure 09. Représentation du relief en hypsométrie (A) et par ombrage (B) (Elhadj, 2012)	23
Figure 10. Carte des pentes obtenue d'un MNT à 2 m (Schwartz, 2009)	24
Figure 11. Fenêtre de calcul des indices géomorphologiques (Elhadj, 2012)	24
Figure 12. Carte de l'exposition de la pente obtenue d'un MNT (Chanel, 2012)	25
Figure 13. Localisation géographique de la plaine du Bas Cheliff	27
Figure 14. Précipitations moyenne annuelle de la station INRA H'madna (1985- 2013).	28
Figure 15. Vitesse moyenne du vent de la vallée de Cheliff à 10 m du sol. (Boukli <i>et al.</i> , 2007)	30
Figure 16. Diagramme ombrothermique de Bagnouls et Gaussen de la station d'INRAA H'madna pour la période (1985/2013)	31
Figure 17. Position de la station de H'madna sur le climagramme d'Emberger.	33
Figure 18. Carte des sols de la plaine de Bas-Cheliff (Boulaine, 1957)	37
Figure 19. Réseau hydrographique de la plaine du Bas Cheliff (Ghérina, 2008)	42
Figure 20. Qualité des eaux des barrages de Gargar et de Merdjjet Sidi Abed (Source : Agence des bassins hydrographiques, Chlef-Zahrez (ABH-CZ), 2006	43
Figure 21. Ressources en eaux souterraines dans le bassin hydrographique Chlef Zahrez. (Source : ABH-CZ, 2006)	44
Figure 22. Principaux périmètres irrigués de la plaine du Bas Cheliff (Bradai et Hartani, 2007)	44
Figure 23. Plan d'échantillonnage des 796 point dans la plaine du Bas Cheliff	46
Figure 24. Image satellitaire brute de type Landsat 8-OLI, d'Aout 2015 de la plaine du Bas-Cheliff(EarthExplorer - NASA, 2017)	48
Figure 25. Modèle Numérique d'Élévation de type ASTER GDEM, de la plaine du Bas-Cheliff(EarthExplorer - NASA, 2017)	50
Figure 26. Méthode d'estimation et de cartographie de la salinité des sols par l'utilisation du RNA <sub>1</sub> sur la base des données de télédétection	54
Figure 27. Fonction d'activation de tangente hyperbolique (Ghedira, 2002)	55
Figure 28. Architecture du Réseau de Neurones Artificiel 1 (RNA <sub>1</sub> ) estimant la CE à la base des données spectrales (B3, B4, B5)	56
Figure 29. Méthode d'évaluation de la corrélation entre les données (topographiques et	

spectro-topographique) et les données de la salinité du Bas Cheliff	58
Figure 30. Variogramme moyen de la CE estimé par l'ensemble des points et ajustement d'un modèle exponentiel	61
Figure 31. Variogramme surfacique de la conductivité électrique	62
Figure 32. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff classée en 4 groupes établie par le KS	63
Figure 33. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff classée en 4 groupes établie par le KO	64
Figure 34. Positionnement géographique des 160 échantillons de validation	65
Figure 35. Corrélation linéaire de la CE mesurée avec la CE estimée par le KS	67
Figure 36. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimée par le KO	67
Figure 37. Carte d'écart-types d'estimation de la CE estimées dans la plaine du Bas Cheliff par KS	68
Figure 38. Carte d'écart-types d'estimation de la CE estimées dans la plaine du Bas Cheliff par KO	69
Figure 39. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par l'IS	72
Figure 40. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par l'IS <sub>vir</sub>	73
Figure 41. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff classée en 4 groupes établie par l'IS <sub>khan</sub>	75
Figure 42. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par le NDSI	76
Figure 43. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par le RNA <sub><math>\eta=0,3</math></sub>	78
Figure 44. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le IS	81
Figure 45. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le IS <sub>vir</sub>	82
Figure 46. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le IS <sub>khan</sub>	82
Figure 47. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le NDSI	83
Figure 48. Corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimée par le RNA <sub><math>\eta=0,3</math></sub>	84
Figure 49. Présentation en 3 dimensions de principales unités agro-pédopaysagiques de la plaine du Bas Cheliff	88
Figure 50. Carte des altitudes de la plaine du Bas-Cheliff	89
Figure 51. Carte des pentes de la plaine du Bas-Cheliff	90
Figure 52. Carte de l'exposition des pentes dans la plaine du Bas-Cheliff	91
Figure 53. Corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimée par le RNA <sub><math>2(\eta=0,4)</math></sub>	96
Figure 54. Corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimée par le RNA <sub><math>3(\eta=0,5)</math></sub>	97
Figure 55. Corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimée par le RNA <sub><math>4(\eta=0,2)</math></sub>	98

## TABLE DES MATIERES

Dédicaces	
Remerciements	
ملخص	
Résumé	
Abstract	
Liste des abréviations	
Liste des figures	
Liste des tableaux	
Table des matières	
Introduction générale	01
<b>CHAPITRE I. APERÇU BIBLIOGRAPHIQUE</b>	
I.1. Systèmes d'informations géographiques	06
I.1.1. Définition et composants d'un SIG	06
I.1.2. Données dans les SIG	07
I.1.3. Fonctionnalités d'un SIG	09
I.2. Télédétection	09
I.2.1. Processus de la télédétection	10
I.2.2. Spectre électromagnétique	11
I.2.3. Réponse spectrale des objets de surfaces	11
I.2.3.1. L'eau	12
I.2.3.2. Le sol	13
I.2.3.3. La végétation	13
I.2.3.4. La salinité	13
I.2.4. Les Indices de salinité	14
I.3. Géostatistique	15
I.3.1. Fonctions aléatoires	16
I.3.2. Stationnarité	16
I.3.2.1. Stationnarité stricte	16
I.3.2.2. Stationnarité du second ordre	16
I.3.2.3. Stationnarité intrinsèque	17
I.3.3. Variabilité spatiale	17
I.3.3.1. Covariance	17
I.3.3.2. Variogramme	18
I.3.4. Interpolation spatiale par krigeage	18
I.3.4.1. Krigeage Simple	18
I.3.4.2. Krigeage Ordinaire	18
I.4. Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)	18
I.4.1. Neurone formel	19
I.4.2. Perceptrons multicouches (MLP)	20
I.4.3. Réseaux de neurones convolutifs	20

I.4.4. Réseaux de neurones récurrents	21
I.5. Modèles Numériques de Terrain (MNT)	22
I.5.1. Modélisation topographique de terrain	22
I.5.2. Dérivés du MNT	22
I.5.2.1. L'Altitude	22
I.5.2.2. La pente	23
I.5.2.3. L'exposition de la pente	24
I.5.3. Caractéristiques des modèles numériques de terrain	25

## **CHAPITRE II. PRESENTATION DE LA ZONE D'ETUDE : La plaine du Bas-Cheliff**

II. 1 Localisation de la zone d'étude	26
II. 2 Le climat	27
II.2.1. La pluviométrie	27
II.2.2. La température	28
II.2.3. Le vent	29
II.2.4.L'humidité	30
II.2.5.L'évapotranspiration	30
II.3. Synthèse climatique	30
II.3.1. Le diagramme ombrothermique de Bagnouls et Gausson	31
II.3.2. L'indice de De Martonne (1927)	32
II.3.3. Le quotient pluviométrique et le climagramme d'Emberger	32
II.4. Géologie et géomorphologie	34
II.4.1. La plaine alluviale	34
II.4.2. Les glacis colluvionnaires	34
II.4.3. Les lits des oueds actuels	35
II.4.4. La dépression de la Gaa	35
II.4.5. La Sebkhha de Benziane	35
II.4.6. La colline de partage	35
II.5. La topographie du Bas-Cheliff	36
II.6. La pédologie de la plaine du Bas-Cheliff	36
II.7. La salinisation des sols du Bas-Cheliff	38
II.8. L'occupation des sols	39
II.9.L'écologie et la phytogéographie	40
II.10. Ressources en eau	41
II.10.1. Ressources en eau superficielle	41
II.10.2. Ressource en eaux souterraines	43
II.11. Les périmètres irrigués	44
II.12. Conclusion	45

## **CHAPITRE III. MATERIEL ET METHODES**

III.1. Données utilisées	46
III.1.1. Les données de terrains	46
III.1.2. Données des images satellitaires	47

III.1.3. Données topographiques	49
III.2. Estimation de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff	51
III.2.1. Krigeage	51
III.2.1.1. Krigeage simple	52
III.2.1.2. Krigeage Ordinaire	52
III.2.2. Indices de salinité des sols	52
III.2.3. Réseaux de Neurones Artificiels	53
III.2.3.1. Fonction d'activation : la fonction hyperbolique	54
III.2.3.2. Nombre de couches (ou de niveaux)	55
III.2.3.3. Algorithme d'apprentissage (Entraînement)	56
III.2.3.4. Fonction de performance	57
III.3. Evaluation de l'effet des paramètres topographiques sur la salinité des sols	57
III.4. Validation statistique	58

#### **CHAPITRE IV. APPLICATION DE LA GEOSTATISTIQUE POUR L'ESTIMATION ET LA CARTOGRAPHIE DE LA SALINITE DES SOLS DE LA PLAINE DU BAS CHELIFF**

IV.1. Statistique descriptive des données	60
IV.2. Analyse variographique de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff	60
IV.3. Cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff par KS	62
IV.4. Cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff par KO	64
IV.5. Evaluation statistique de l'estimation de la CE par le KS et le KO	65
IV .6. Ecart-types d'estimation de la CE par le KS et le KO	68
IV.7. Conclusion	69

#### **CHAPITRE V. APPLICATION DE LA TELEDETECTION ET DES RNAs POUR L'ESTIMATION ET LA CARTOGRAPHIE DE LA SALINITE DES SOLS DE LA PLAINE DU BAS CHELIFF**

V. 1. Application des indices de salinité pour l'estimation et la cartographie de la CE dans la plaine du Bas Cheliff	71
V.1.1. Cartographie de la salinité par IS	71
V.1.2. Cartographie de la salinité par $IS_{vir}$	73
V.1.3. Cartographie de la salinité par $IS_{khan}$	74
V.1.4. Cartographie de la salinité par NDSI	76
V.2. Estimation et Cartographie de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff par les RNAs.....	77
V.3. Validation statistique des résultats d'estimation de la CE en appliquant les indices de salinité et le $RNA_{\eta=0,3}$	79
V.4. Discussion des résultats d'estimation de la CE obtenus par les indices de salinité et le $RNA_{\eta=0,3}$	84
V.5. Conclusion	86

#### **CHAPITRE VI. APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNAs) POUR L'EVALUATION DE L'EFFET DE LA TOPOGRAPHIE SUR LA SALINITE DES SOLS DANS LA PLAINE DU BAS**

## **CHELIFF**

VI.1. Cartographie des paramètres topographiques	87
VI.1.1. Altitude	88
VI.1.2. Pente	89
VI.1.3. Exposition de la pente	90
VI.2. Confrontation des indices de salinité avec les paramètres topographiques	91
VI.3. Estimation de l'effet des paramètres topographiques sur la salinité des sols par l'application des RNAs	92
VI.3.1. Choix des taux d'apprentissage ( $\eta$ ) les plus convenables pour les 3 RNAs estimant la CE à la base des données topographique	93
VI.3.1.1. Taux d'apprentissage ( $\eta$ ) pour RNA <sub>2</sub>	93
VI.3.1.2. Taux d'apprentissage ( $\eta$ ) pour RNA <sub>3</sub>	93
VI.3.1.3. Taux d'apprentissage ( $\eta$ ) pour RNA <sub>4</sub>	94
VI.3.2. Evaluation de la fiabilité des estimations de la CE par les paramètres spectro-topographiques en appliquant les RNAs	95
VI.4. Discussion des résultats d'estimation de la CE à la base des paramètres topographique et spectro-topographiques	98
VI.5. Conclusion	101
<b>CONCLUSION GENERALE</b>	102
<b>Références Bibliographiques</b>	105

*INTRODUCTION*  
*GENERALE*

## **INTRODUCTION GENERALE**

Le sol est une ressource naturelle qui représente une des composantes principales dans les écosystèmes, jouant un rôle essentiel pour l'agriculture comme support des cultures et en leur fournissant l'eau, l'air et les éléments nutritifs nécessaires à leur croissance. Il constitue également une interface vis-à-vis de l'environnement qui va conditionner la qualité de l'eau et de l'air et le développement diversifié des êtres vivants (biodiversité). Malheureusement, cette ressource est limitée au niveau du globe ; elle ne représente que 22% des terres émergées, soit 3300 millions d'hectares seulement qui possèdent les caractéristiques bioclimatiques et physiques favorables (Robert et Cheverry, 1996).

Les sols salins, classés par la FAO comme Solonchaks (IUSS, 2015), représentent un pourcentage important de la surface globale du sol (Bridges, 1998). Lhissoui *et al.*, (2014) totalisent 77 millions d'hectares de terres dans le monde affectés par la salinité, dont 58% sont des zones irriguées. Par conséquent, les plaines inondables et les zones irriguées adjacentes sont les plus exposées au risque de la salinisation des sols (Robert et Cheverry, 1996). Dans les zones arides et semi-arides, 7% de la surface des terres sont gravement affectées par les processus de salinisation (Metternicht et Zinck, 2003), réduisant considérablement la fertilité de ces sols et la productivité agricole, parmi d'autres problèmes environnementaux et sociaux importants (Keesstra *et al.*, 2012 ; Pulido Moncada *et al.*, 2015 ; Khaledian *et al.*, 2017). Dans les écosystèmes arides et semi-arides, il est important de déterminer les propriétés du sol, entre autres la salinité, pour comprendre globalement la composition et la productivité des communautés végétale (Noy-Meir, 1973).

Il est communément connu que la salinisation du sol est causée par l'altération des roches et des minéraux primaires (avec de petites quantités de sel) et le transport ultérieur de ce matériau altéré par l'eau et le vent, entraînant par conséquent l'apparition de zones où le sel soluble est significativement accumulé dans les sols (Osman, 2012). La topographie joue donc un rôle important dans ce processus puisque la salinisation des sols est particulièrement remarquable dans les zones de dépôt (bas relief) où le sel soluble s'accumule habituellement. En fait, Schofield et Kirkby, (2003) considèrent le climat et la topographie comme les principaux facteurs influençant l'accumulation de sel dans les sols.

Les sels solubles sont principalement accumulés dans les eaux souterraines. Ainsi, la salinisation du sol se produit lorsque la nappe phréatique, pour de nombreuses raisons, remonte et ramène l'eau salée près de la surface du sol (Moonjun *et al.*, 2010). L'un des processus induits par l'homme qui accélère cette propagation de l'eau salée à travers la surface du sol est la conversion de vastes étendues de terres en agriculture d'irrigation (contrôlée et non contrôlée).

La salinisation des sols est l'un des problèmes les plus graves provoquant la dégradation des terres, en particulier dans les environnements arides et semi-arides. Bien qu'il y ait eu des progrès significatifs dans leur étude jusqu'à présent, de vastes zones géographiques se dégradent chaque année en raison d'un manque d'outils permettant sa détection et son évaluation précoces. Dans ce domaine, l'utilisation des Systèmes

d'Information Géographique (SIG) semble être une option adéquate malgré la difficulté en termes de l'échelle optimale, c'est-à-dire celui qui permet d'évaluer l'état de la surface du sol et comprendre les mécanismes influençant la salinisation (Douaoui *et al.*, 2006b).

En Algérie, la salinisation des sols est un problème préoccupant où la surface des terres affectées par le sel augmente progressivement chaque année (Douaoui *et al.*, 2006a ; Bouarfa *et al.*, 2009), avec une propagation remarquable de ce phénomène dans la partie ouest du pays en particulier dans les périmètres irrigués tels que la plaine du Bas Cheliff.

L'institut National des Sols, de l'Irrigation et du Drainage (INSID), a quantifié plus de 45 000 ha de terres affectées par la salinité dans les six périmètres irrigués importants de l'Ouest algérien (Tableau 1).

**Tableau 1. Superficie des terres affectées par la salinité dans quelques périmètres irrigués de l'Ouest d'Algérie (INSID, 2008).**

Périmètre irrigué	Superficie irriguée (ha)	Superficie affectée (ha)	%
Plaine du Haut Cheliff	20,200	6,400	32
Plaine du moyenne Cheliff	21,800	8,700	40
Plaine du Bas Cheliff	22,500	15,000	67
Plaine du Mina	9,600	4,190	44
Plaine du Habra	19,600	8,100	41
Plaine de Sig	8,600	3,200	37

L'oued Cheliff est le cours d'eau le plus important d'Algérie. Il s'étend sur 730 km depuis sa source dans les montagnes de l'Atlas jusqu'à son embouchure dans la mer Méditerranée. Il traverse dans son cours supérieur et moyen le désert du Sahara et il forme une fertile plaine inondable dans son cours inférieur. Cette région agricole est connue sous le nom de plaine du Cheliff et sa partie occidentale est nommée plaine du Bas Cheliff qui occupe environ 60 000 ha (600 km<sup>2</sup>) de terres. Elle est habitée par 146.896 personnes (ONS, 2008) réparties sur 5 communes dans la wilaya de Relizane où l'activité économique principale est l'agriculture en particulier les céréalières avec plusieurs périmètres irrigués cultivés d'agrumes, l'olivier et le maraîchage (Douaoui *et al.*, 2006a).

L'agriculture irriguée dans le Bas Cheliff a commencé à prendre de l'ampleur à partir de 1988 avec la construction du barrage de Gargar dont l'eau (450 Mm<sup>3</sup>) est utilisée pour irriguer 16 000 ha de terres ainsi que l'eau de la retenue naturelle de Merdjet Sidi Abed (150 Mm<sup>3</sup>) (Douaoui *et al.*, 2006a). Ces deux ressources en eau de surface ne satisfont pas les besoins en eau d'irrigation, ce qui conduit les agriculteurs à utiliser des eaux souterraines présentant un risque élevé de salinisation des sols (Bradaï *et al.*, 2012).

Ce fait, accompagné d'une augmentation remarquable de son aridité, conduit à l'apparition de processus inquiétants de dégradation des terres qui réduisent le potentiel naturel de ces sols (Mokhtari *et al.*, 2017) et entraînent de graves problèmes, peu étudiés jusqu'à présent, en termes de la gestion environnementale et agricole (Bradaï *et al.*, 2012).

La salinisation des sols est le processus le plus préoccupant dans cette zone. Ces effets s'observent d'abord par la dégradation du couvert végétal (Yahiaoui *et al.*, 2015) et par une dominance de la végétation halophyte qui occupe les sites anciennement utilisés pour les cultures (Douaoui *et al.*, 2006a). La zone d'étude subit toujours un risque potentiellement élevé de salinisation et représente l'effet principal de dégradation des sols puisqu'il s'agit d'une plaine inondable dans un environnement semi-aride (Schofield et Kirkby, 2003). Néanmoins, le problème est devenu vraiment important durant ces dernières années avec un fort déficit hydrique (périodes sèches) où les cultures ne peuvent être irriguées qu'en utilisant des eaux souterraines, généralement de mauvaise qualité (Douaoui *et al.*, 2006a).

La salinité du sol est mesurée par la conductivité électrique (généralement exprimée en  $\text{dS.m}^{-1}$ ) sur un ensemble de points déterminés et limité. Cependant, ce type de mesure ne fournit que des valeurs ponctuelles, ce qui nécessite l'utilisation de méthodes d'interpolation ou d'autres techniques comparables pour obtenir une carte fiable à plus grande échelle. Le krigeage est l'une des méthodes d'interpolation les plus utilisées (outil géostatistique) pour cartographier les propriétés des sols dans les terres agricoles (Gagnarli *et al.*, 2015).

Jusqu'à présent, la majorité des travaux en géostatistique sur la cartographie de la salinité du sol ont été réalisés en utilisant le krigeage comme outil d'interpolation (Douaoui *et al.*, 2005 ; Eldeiry et Garcia, 2010 ; Tripathi *et al.*, 2015) . Il a permis de déduire des relations causales complexes entre la salinité, les taux d'évaporation, le changement climatique, le pâturage, le développement rural et la qualité de l'eau potable, entre autres problèmes environnementaux et sociaux (Al-Dulaimi et Younes, 2017 ; Rodrigo-Comino *et al.*, 2018; Yegemova *et al.*, 2018). Les méthodes géostatistiques fournissent des outils statistiques pour décrire la structure spatiale d'une variable dans un espace géographique (Manandhar et Odeh, 2014 ; Gorji *et al.*, 2017).

Néanmoins, l'évaluation et la cartographie de la salinité des sols à grande échelle reste encore une question difficile car, d'une part, le manque de données réelles, souvent limité, dans de nombreux domaines ne permettent pas de comprendre suffisamment les mécanismes de ce processus (Hosseini *et al.*, 2017) et d'autre part, l'utilisation d'autres techniques telles que l'exploration de données peuvent améliorer la fiabilité des cartes car ils peuvent impliquer plus de variables et d'interconnexions cachées (Rossel et Behrens, 2010).

L'utilisation des données de télédétection combinée aux SIG a été utilisée pour améliorer l'estimation de la salinité du sol (Metternicht et Zinck, 2003 ; Allbed et Kumar, 2013) après un processus de validation en utilisant un grand nombre d'échantillons collectés sur le terrain (Douaoui *et al.*, 2006a ; Dehni et Lounis, 2012). Néanmoins, ces deux techniques ne permettent pas de mettre en évidence le rôle joué par la topographie dans ce système complexe.

Ainsi, ces outils permettent de cartographier des zones ou des régions avec des valeurs de salinités mesurées sur le terrain. Comme la salinité est une variable qui se propage dans l'espace d'une manière non linéaire, ces techniques sont des approches linéaires, elles ne conviendraient pas à modéliser les paramètres non linéaires. Il existe une autre approche de modélisation non linéaire par les réseaux de neurones artificiels (RNA) qui constituent un ensemble de neurones artificiels appelés nœuds suivant un raisonnement similaire aux neurones biologiques (Basheer et Hajmeer, 2000). Un RNA est une tentative de conception d'un modèle mathématique basé sur une manière appropriée d'apprendre l'interaction entre les variables utilisées comme entrées (Agatonovic-Kustrin et Beresford, 2000). Ils sont considérés comme des techniques d'analyse de modélisation non linéaire des données très courantes dans les territoires naturels et anthropiques (Noshadi *et al.*, 2013).

Certains auteurs ont combiné avec succès l'utilisation de variables de terrain avec des réseaux de neurones artificiels (RNA) visant à estimer des paramètres proches de la surface avec une forte variabilité temporelle tels que l'humidité du sol (Contador *et al.*, 2006) et la couleur du sol (Noshadi *et al.*, 2013). Il s'agit donc d'une technique statistique fortement recommandée pour la modélisation non linéaire des données (Esfahani *et al.*, 2017)).

Tenant compte de ce qui précède, les objectifs fixés dans ce travail de thèse sont :

- Estimer et cartographier la salinité du sol dans la plaine du Bas Cheliff en utilisant la géostatistique (krigeage simple et krigeage ordinaire), les données de télédétection (Indices de salinité) et les RNA tout en utilisant un environnement SIG.
- Evaluer l'effet des paramètres topographiques dans l'estimation de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff en utilisant les RNA.
- Améliorer la qualité de la précision des cartes de la salinité par l'application des RNA par rapports aux travaux déjà réalisés dans la zone d'étude.

Dans ce cadre, cette thèse est structurée comme suit :

- Un aperçu bibliographique est présenté dans le premier chapitre sur les différentes techniques utilisées dans ce travail à savoir les SIG, la géostatistique, la télédétection, les RNA et le modèles numérique de terrain ;
- Le deuxième chapitre est consacré à la présentation du milieu physique de la plaine du Bas Cheliff basant sur la localisation géographique, les conditions climatiques et les paramètres édaphiques et hydriques de la zone d'étude ;
- Une présentation de la démarche méthodologique adoptée dans ce travail est exposée dans le troisième chapitre ;
- Dans le quatrième chapitre, l'estimation et la cartographie de la salinité des sols dans la zone d'étude en appliquant deux types de krigeage (Simple et Ordinaire) est présentée ;

- Le cinquième chapitre est consacré à la présentation de l'estimation de la salinité par l'application de la télédétection et des RNA ;
- Dans le dernier chapitre, on présente l'évaluation de l'effet des données topographiques sur la salinité des sols de la zone d'étude en appliquant les RNA.

*Chapitre I. Aperçu  
bibliographique*

## **I. Aperçu bibliographique**

Ce chapitre est conçu pour la présentation bibliographique de différentes méthodes utilisées dans ce travail. Les systèmes d'information géographique (SIG), ses composants et ses fonctionnalités ont été présentés en premier lieu en deuxième position, le processus de télédétection est présenté en expliquant les réponses spectrales des objets de surface et les indices de salinités ; troisièmement les techniques de la géostatistique sont expliquées avec ses différentes applications, puis une brève représentation des réseaux de neurones artificiels (RNA) a été faite en expliquant les principaux types des RNA et finalement, une explication des modèles numérique de terrain a été développée.

### **I. 1. Systèmes d'information géographique**

Avec l'évolution des outils informatiques depuis la fin du vingtième siècle, la notion de l'information géographique est largement développée. L'évolution des technologies de la communication des informations et la circulation accrue des données, notamment suite à l'avènement de l'internet, font l'apparition de la géomatique (science des données à référence spatiale). Cette dernière représente une discipline nouvelle et indispensable, appliquée pour résoudre des problématiques très variées à la base d'une approche multidisciplinaire et multithématique (Bergeron, 1992 ; Keith, 1999 ; Pornon, 2007 ; Gadal, 2008). Elle fait appel à un vocabulaire spécifique et emploie des technologies singulières : les systèmes d'information géographique (SIG).

Le SIG est une extension moderne de la cartographie traditionnelle avec une similitude fondamentale dans le fait qu'ils contiennent des exemples de fond de carte auxquels des données supplémentaires peuvent être ajoutées et deux différences principales (Dempsey, 2012) :

- La quantité de données qui peuvent être ajoutées à une carte SIG est illimitée ;
- le SIG utilise des analyses et des statistiques pour présenter des données, à l'appui d'arguments particuliers, qu'une carte cartographique ne peut pas offrir.

#### **I. 1.1. Définition et composants d'un SIG**

Vu que les utilisations des SIG sont très variées dans différentes disciplines, plusieurs définitions ont été proposées montrant que les SIG ne peuvent être considérés comme de simples logiciels de traitement de données spatialisées. Un système d'information géographique est un système de gestion de base de données pour la saisie, le stockage, l'extraction, l'interrogation, l'analyse et l'affichage de données référencées géographiquement (Mascret, 2010).

Parmi les définitions qui expliquent bien ce concept, il y a celle de De Blomac, (1994) : « un SIG est un ensemble organisé de matériels informatiques, de logiciels, de

données géographiques et de personnels capables de saisir, stocker, mettre à jour, manipuler, analyser et présenter toutes formes d'informations géographiquement référencées » (De Blomac, 1994).

Un système d'information géographique se compose (fig. 01) d'un ensemble d'équipements informatiques, de logiciels et de méthodologies pour la saisie, la validation, le stockage et l'exploitation de données par des utilisateurs, dont la majorité est géo-référencée, destinée à la simulation de comportement d'un phénomène naturel, à la gestion et l'aide à la décision.

Les composants d'une SIG sont plus diversifiés, mais ils correspondent toujours à trois rôles fondamentaux (Repetti, 2004) :

- Alimentation du système à travers d'une numérisation des données;
- Exploitation des données au travers de traitements statistiques, topologiques et géométriques ;
- Diffusion de l'information, sous forme de cartes, graphiques, tableaux.

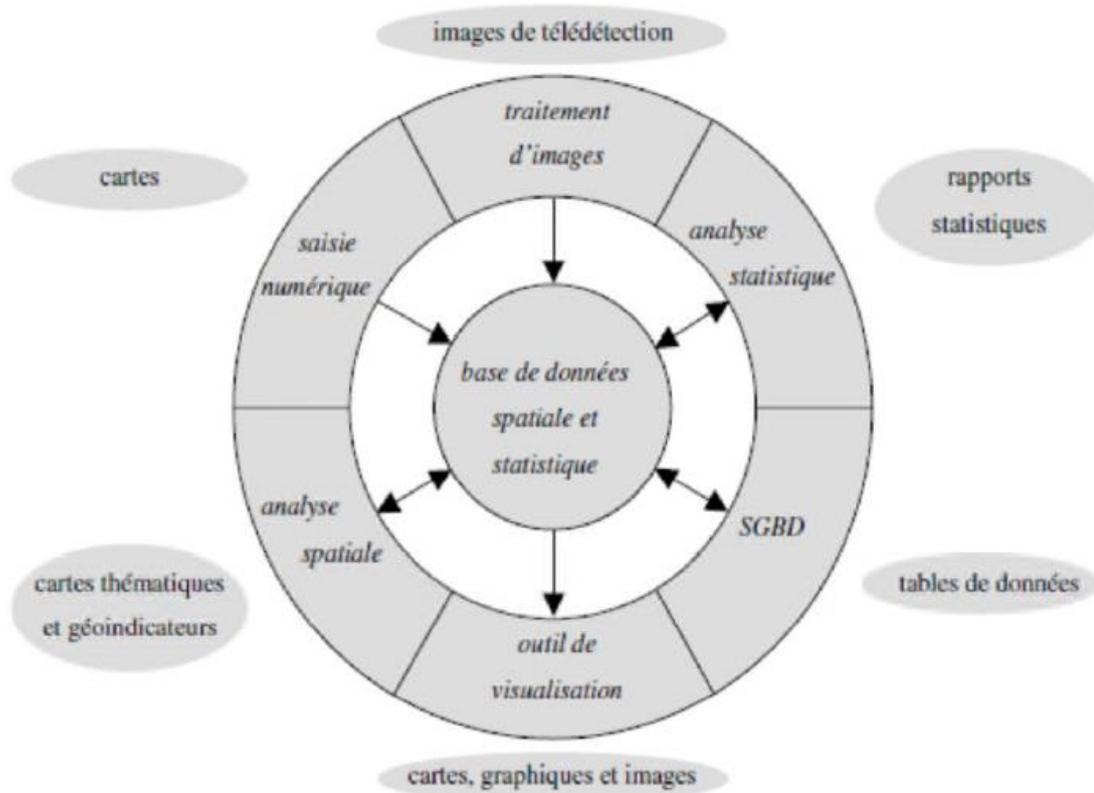


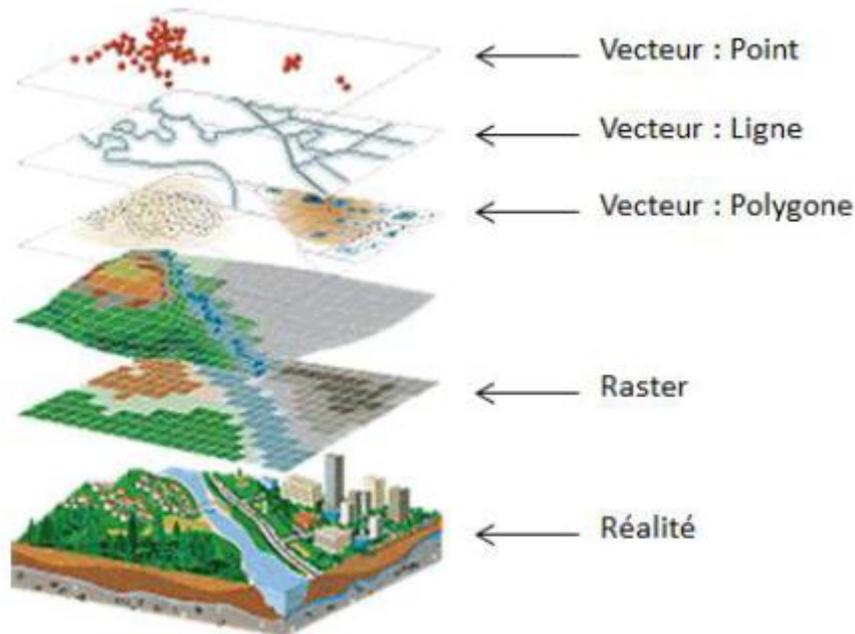
Figure 1. Les composants d'un SIG (Repetti, 2004)

### I.1.2. Données dans les SIG

Pour qu'une information soit exploitable par un SIG, il faut que cette information soit géoréférencée. Plus de 80 % des informations issues des différents phénomènes possèdent une

référence spatiale (Fernandez-Falcon *et al.*, 1993) ; ces données peuvent être thématiques (nom, identifiant, etc.) ou spatiales (localisation, relations spatiales, etc.).

Dans les SIG, les données peuvent être reliées les unes aux autres à travers d'un ensemble de couches d'information géographiques. Chaque couche est une carte montrant la répartition spatiale d'une entité géographique ou d'un phénomène (fig. 02). L'utilisation des couches permet de gérer (en décrivant l'organisation de ces différents composants) la complexité du monde réel, ce qui aide à comprendre les relations entre les différents thèmes (Ghazal, 2010).



**Figure 2. Couches d'informations spatialisées au sein d'un SIG (ESRI, 2017)**

Techniquement, les données sont représentées soit en mode vecteur ou raster avec des caractéristiques différentes. Malgré cela, beaucoup de SIG fournissent des algorithmes de conversion d'un mode à l'autre (DeMers, 2008) :

- Les rasters (les images) sont constitués d'une matrice de pixels géoréférencés auxquels sont attribuées des valeurs radiométriques de couleur. Les images satellitaires sont des exemples de rasters couramment utilisés, permettant d'obtenir des informations en temps réel grâce à la surveillance à distance. Avec les SIG, les utilisateurs peuvent acquérir, stocker, gérer, analyser, afficher et utiliser ces données spatiales. Le SIG, lorsqu'il est intégré à la télédétection, permet de gagner du temps dans la collecte d'informations sur les phénomènes naturels à très grande échelle.
- Les vecteurs sont composés d'objets géographiques de forme élémentaire. Les points sont des coordonnées XY, les lignes sont une succession de points de coordonnées XY et les polygones sont une succession de points de coordonnées XY délimitant une surface fermée (Ocelli, 2014).

### I.1.3. Fonctionnalités d'un SIG

Plusieurs fonctions peuvent être attribuées au SIG. Selon Occelli, (2014), les plus importants sont :

- La collecte et la création de données géo-référencées, issues des différents sources et de formats très divers (la numérisation de cartes ou de photographies aériennes, la digitalisation de données de terrain, l'harmonisation spatiale, temporelle et structurelle des données) ;
- Le stockage, l'organisation et la spatialisation de ces données avec un système de gestion de bases de données (SGBD).
- L'affichage et la superposition des données sous forme des couches d'information géographique (cartographies) permettent une visualisation spatialisée des phénomènes terrestres.
- L'analyse spatiale et/ou statistique pour évaluer par la suite les tendances et interactions géographiques entre les différents phénomènes terrestres spatialisés.

De ce fait, les SIG sont considérés comme des outils complets de connaissance, d'aide à la décision et de communication (Goria *et al.*, 2011). Pour une bonne mise en œuvre d'un SIG, il faut respecter les conditions suivantes:

- Une identification efficace du problème pour faciliter son traitement ;
- Une stratégie de gestion de l'information qui identifie les besoins des utilisateurs et prend en compte les ressources à la disposition pour la création et l'application du SIG ;
- Une bonne Maîtrise de toute forme de la technologie de l'information (analyse spatial, analyse statistique, cartographie,...) par les utilisateurs à tous les niveaux d'exécution du SIG (Vidal et Desbordes, 2006).

### I.2. Télédétection

La télédétection est l'ensemble des méthodes et des techniques permettant l'observation à distance la surface de la terre, ou celle d'autres planètes. Cette observation se fait, dans le cas de l'optique, à partir des vecteurs satellitaires ou aéroportés, en utilisant les propriétés des rayonnements électromagnétiques d'émission et de réflexion (Hadj Said, 2009).

L'enregistrement du rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi se fait par un capteur sans contact direct avec la cible. Le traitement et l'analyse des informations véhiculées par le rayonnement enregistré permettent d'accéder à certaines propriétés de cette cible : géométriques (position, forme et dimensions), optiques (réflexion, transmission,

absorption, etc.) et physico-chimiques (température, teneur en eau, chlorophylle foliaire, phytomasse, matière organique du sol,...), etc. (Soudani, 2005).

Le rôle de la télédétection est de fournir des informations sur les paysages sous la forme de données images en utilisant le rayonnement électromagnétique comme véhicule de ces informations (Robin et Gourmelon, 2005).

### I.2.1. Processus de la télédétection

A l'origine de tout processus de télédétection se trouve nécessairement une source d'énergie illuminant la cible. Pour la télédétection optique (passive), le soleil est la source de cette énergie alors que la télédétection radar (active) utilise un rayonnement émis par le capteur satellite. Durant son parcours entre la source d'énergie et la cible, le rayonnement interagit avec l'atmosphère. Une fois parvenue à la cible, sa surface perturbe le rayonnement électromagnétique, avec trois réactions : Absorbance, Réflectance ou Transmittance de la lumière (KHALDI, 2015)

La partie du rayonnement réfléctée par la cible doit être captée à distance (par un capteur qui n'est pas en contact avec la cible) pour être enfin enregistrée et transmise, souvent par des moyens électroniques, à une station de réception où l'information est transformée en images (fig. 03).

Une interprétation visuelle et/ou numérique de l'image traitée est ensuite nécessaire pour extraire les informations visées sur la cible. La dernière étape du processus consiste à exploiter les informations extraites de l'image pour étudier et comprendre la cible, dont l'objectif de résoudre un problème particulier (fig. 03).

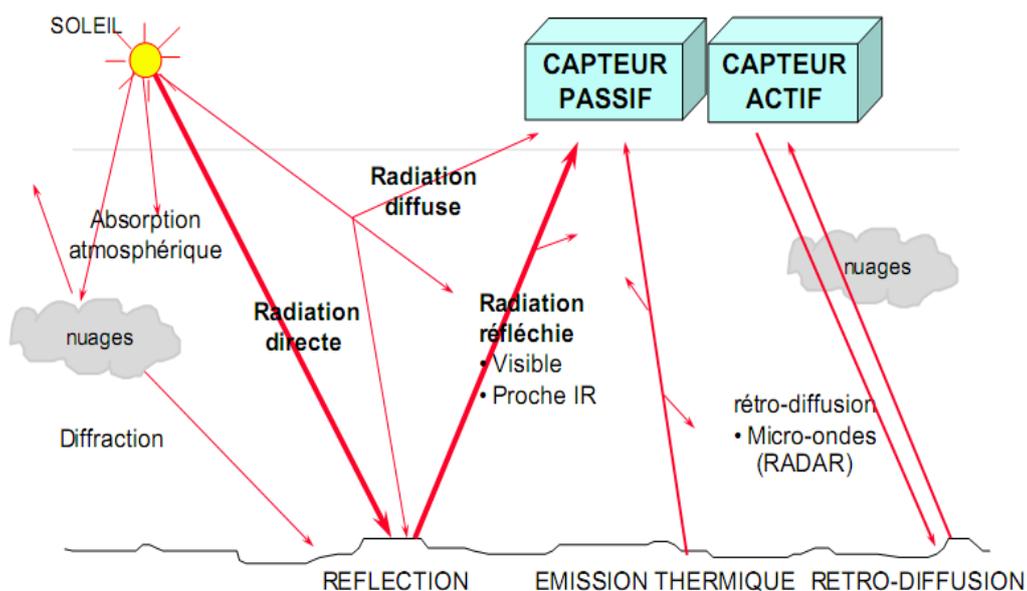


Figure 03: Processus de la télédétection (Yahiaoui, 2011).

### I.2.2. Spectre électromagnétique

L'énergie se propage dans l'espace sous forme du rayonnement électromagnétique et ses interactions avec la matière provient d'une ensemble d'ondes transversales indissociables du spectre optique (Provencher et Dubois, 2007 ; Yahiaoui, 2016). La télédétection utilise le rayonnement électromagnétique comme source d'enregistrements à distance. Le rayonnement électromagnétique se caractérise par sa longueur d'onde et sa fréquence. Les principales longueurs d'ondes du spectre électromagnétique sont présentées dans le tableau suivant :

**Tableau 02. Les principaux domaines du spectre électromagnétique** (Yahiaoui, 2011)

Domaine spectral	Longueurs d'onde (nm)
<b>Ultraviolet</b>	290nm - 380
<b>Visible</b>	Violet : 400 - 446
	Bleu : 446 - 500
	Vert : 500 - 578
	Jaune : 578 - 592
	Orange: 592 - 620
	Rouge : 620 - 700
<b>Infrarouge</b>	Proche : 700 - 1.500
	Moyen réflectif 1500 - 3000
	Moyen thermique 3 - 15 $\mu\text{m}$
<b>Hyperfréquences (micro-ondes)</b>	1mm-1m

### I.2.3. Réponse spectrale des objets de surfaces

Tout rayonnement affectant une matière donnée est absorbée, réfléchi ou transmis par celle-ci (Girard et Girard, 1999), mais lors de son passage dans l'atmosphère vers l'objet visé, le rayonnement électromagnétique subi des perturbations (Caloz et Collet, 2001). L'absorption est un phénomène qui modifie l'énergie interne d'un objet de surface. Elle est transformée en énergie thermique produisant une émission de rayonnement électromagnétique (absorption = émission).

Le rapport entre l'énergie absorbée et l'énergie reçue représente l'absorptance  $\alpha$ . La réflectance  $\rho$  est le rapport entre l'énergie réfléchie et l'énergie reçue. La réflectance est appelée aussi albédo, lorsque l'énergie reçue provient du soleil et irradie des surfaces terrestres ou planétaires. La transmittance  $\tau$  est le rapport entre l'énergie transmise et l'énergie reçue. L'absorptance, la réflectance et la transmittance ont des valeurs comprises entre 0 et 1 (Yahiaoui, 2016).

Le comportement spectral des objets est une voie privilégiée pour analyser et interpréter les images de télédétection (Girard et Girard, 1999). Les objets pouvant être traités par télédétection sont diverses ; ils ont été caractérisés par différentes valeurs de réflectance variant en fonction de la longueur d'onde. La figure 02 présente les courbes de la réponse spectrale du sol, l'eau et la végétation (fig. 04).

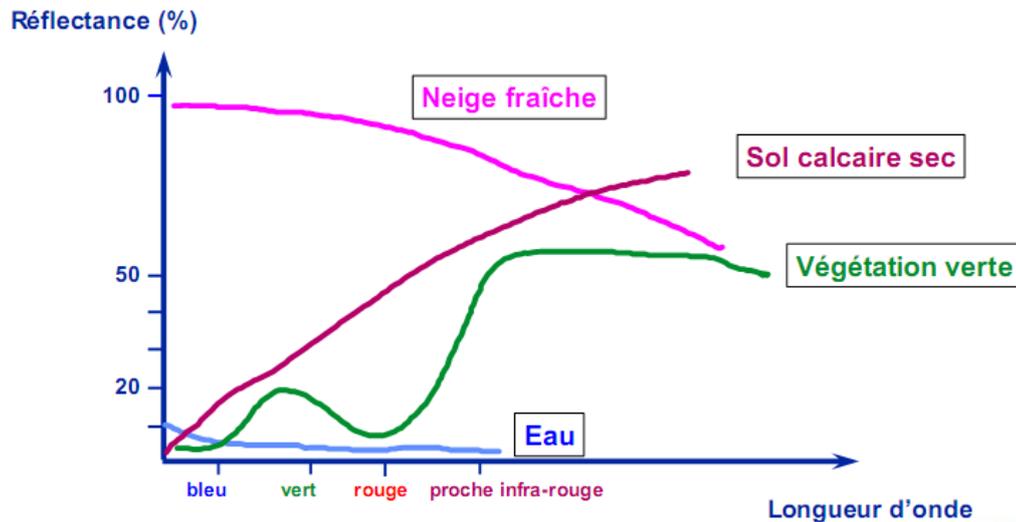


Figure. 04: Réponse spectrale des surfaces naturelles. (Mokhtari, 2009)

### I.2.3.1. L'eau

Les données de télédétection, issues de la réponse spectrale de l'eau, peuvent être fournies soit sous forme d'information directe (eau de surface) soit sous forme indirecte par la caractérisation des paramètres qui lui sont liés (Douaoui, 2005).

Le comportement spectral de l'eau présente un maximum dans la bande bleue avec une réflectance de 10% et quasi nulle dans l'infrarouge. La turbidité de l'eau avec le transport de matériaux en suspension modifiant ses caractéristiques et la réflectance devient plus importante pour toutes les longueurs d'ondes. Dans ce domaine, la télédétection peut fournir des informations sous forme directe (Surface libre) ou indirecte par la caractérisation des paramètres qui lui sont liés. La localisation des sources dans les zones fracturées, évaluation de recharge en eau, la maîtrise des crues, la qualité des eaux et les aménagements hydro agricoles (Moussa *et al.*, 2001)

### I.2.3.2. Le sol

Les réponses spectrales des sols se caractérisent par des valeurs de réflectance régulièrement croissantes dans le visible et le proche infrarouge, tandis qu'elles sont généralement faibles dans le moyen infrarouge réflectif (Douaoui, 2005).

La télédétection optique ne peut donner que des informations sur la partie la plus superficielle du sol. Les principaux facteurs élémentaires du comportement spectral des sols sont : la couleur, la rugosité (type de surface: battance, croûtes, efflorescences, éléments grossiers, texture, structure, ombre), le calcaire, la matière organique, le fer, l'humidité, la composition chimique... (Girard et Girard, 1999).

### I.2.3.3. La végétation

En télédétection, le terme végétation fait référence à la chlorophylle. Toutefois, le comportement spectral dépend de la nature de l'espèce, du stade de développement, du taux de recouvrement et de l'état du peuplement (Douaoui, 2005).

Les facteurs influençant la réflectivité de la végétation peuvent être classés en quatre groupes (Girard et Girard, 1999): structure de la feuille (structure interne, surface de la feuille, contenue en eau, chlorophylle), géométrie de la feuille (orientation, inclinaison), assemblage des feuilles (recouvrement, disposition,...), et structure canopée (lisse, rugueuse, ouverte, fermée, ...).

### I.2.3.4. La salinité

La présence des sels dans les sols peut être décelée par la télédétection soit directement par la détection d'efflorescences à la surface des sols et les croûtes salines, soit indirectement par la reconnaissance de la végétation halophyte connue par sa tolérance aux sels (Mougenot, 1993 ; Metchernicht et Zink, 2003 ; Douaoui, 2005 ; Douaoui *et al.*, 2006b ; Douaoui et Lépinard, 2010).

Les teneurs et la nature des sels ainsi que la couleur, l'humidité et la rugosité sont les principaux facteurs qui influencent la réflectance des sels (Mougenot, 1993).

La réponse spectrale peut être très variable d'un point à l'autre suite à la mobilité des sels à la surface du sol qui est sous l'influence directe de la circulation de l'eau et de la microtopographie. Cette tendance des sels à se concentrer localement crée une variabilité locale élevée causant une variation importante dans la réponse spectrale (Escadafal, 1989 ; Mougenot, 1993).

En général, la cartographie des sols à salinité modérée et élevée par télédétection ne pose pas de difficultés, mais ce n'est pas le cas pour les sols dont la salinité est faible qui se confondent avec les sols non salés (Douaoui *et al.*, 2006b).

Les effets des sels sur la végétation correspondent à une diminution de taille et du recouvrement au sol des différentes strates selon leur résistance à la salinité, avec à l'extrême le sol toujours nu. La végétation spécifique des domaines salés peut être un bon indicateur en association aux sols nus salés (Mougenot, 1993). Les bandes spectrales du moyen infrarouge, sensibles à l'eau des plantes, complètent celles du visible et du proche infrarouge qui sont sensibles à l'activité chlorophyllienne et au taux de recouvrement par la végétation (Jacquin, 2010).

Certains états de surface ont une réflectance aussi élevée que celles des sols salés par leur influence sur la rugosité et la couleur à la surface. C'est le cas, par exemple, des sols érodés ou de la présence d'une croûte de surface sédimentaire risquent d'être confondues avec les sols à salinité élevée (Douaoui, 2005).

Enfin, il est à noter que, de façon générale, la réponse spectrale augmente avec la quantité de sel présente à la surface du sol. La présence des sels montre une réflectance plus élevée dans le visible et le proche infrarouge dans les sols salés. Cette détection devient moins évidente en présence d'humidité, d'oxyde de fer et d'inclusions argileuses. Dans ces conditions, la détection de la salinité des sols devient possible à partir d'une teneur en sel de 10 à 15 % des constituants d'un sol (Mougenot, 1993)

#### **I.2.4. Les Indices de salinité**

La notion des indices numériques en télédétection consiste à une méthode de traitement appelée les transformations multi-spectrales ; elle représente une conversion des valeurs de luminances mesurées au niveau du capteur satellitaire en grandeurs ayant une signification dans le domaine de l'environnement. Un indice est une variable synthétique, numérique caractérisant l'intensité ou l'extension d'un phénomène trop complexe pour être décomposé en un nombre maîtrisable de paramètres (Caloz *et al.*, 1993). Ce sont des rapports plus complexes qui résultant des combinaisons des différentes bandes spectrales fournies par l'image satellitaire.

Les résultats d'un indice s'expriment avec un intervalle numérique choisi arbitrairement, de 0 à 1 ou de 0 à 100 ou tous autres intervalles numériques (Yahiaoui, 2016). Les indices de télédétection sont très variés à cause de la complexité des phénomènes étudiés (Végétation, Sol, Eau).

La salinité est l'une des propriétés de sol qui peuvent être estimées par des combinaisons spectrales des bandes satellitaires et de ce fait, plusieurs indices de salinité ont été proposés où l'estimation de la salinité des sols se base sur une combinaison entre les réponses spectrales des sols et de la végétation par la détection de la végétation halophyte. Les indices de salinité les plus utilisés sont : i) indice de Khan et al, 2001 ; ii) Normalized Differential Salinity Index (NDSI) (Khan *et al.*, 2005) ; iii) les deux indices de Douaoui et al, 2006b et Douaoui et Lépinard, 2010.

I.3. Géostatistique

La géostatistique est une branche très importante de la statistique spatiale ; elle se base sur l'étude des variables régionalisées. Elle est Développée par Georges Matheron et ses collègues de l'école des Mines de Fontainebleau (Matheron, 1965).

Historiquement Son principal domaine d'utilisation a été l'estimation des gisements miniers mais actuellement leur application est très vaste où tout phénomène spatialisé peut être étudié en utilisant la géostatistique. Les grandes lignes de l'application de géostatistique sont : traitement de la stationnarité avec l'introduction de la stationnarité intrinsèque; introduction du semi-variogramme pour l'étude des relations spatiales; interpolation des données par la méthode du krigeage. Au delà des applications minières, l'analyse variographique peut être utilisée dans des modèles mixtes, pour analyser les résidus (Matheron, 1969).

Pour étudier un phénomène, le cheminement de la réalité vers un modèle plus abstrait, modèle qui permettra lui-même d'agir d'une façon que optimale, l'aléatoire n'est pas une propriété de ce phénomène, mais une caractéristique du modèle utilisé pour le décrire. La géostatistique, qui étudie les phénomènes continus (fig.05), a permis de développer des méthodes spécifiques pour étudier les relations spatiales entre les observations et construire des outils prédictifs (Chauvet, 2008).

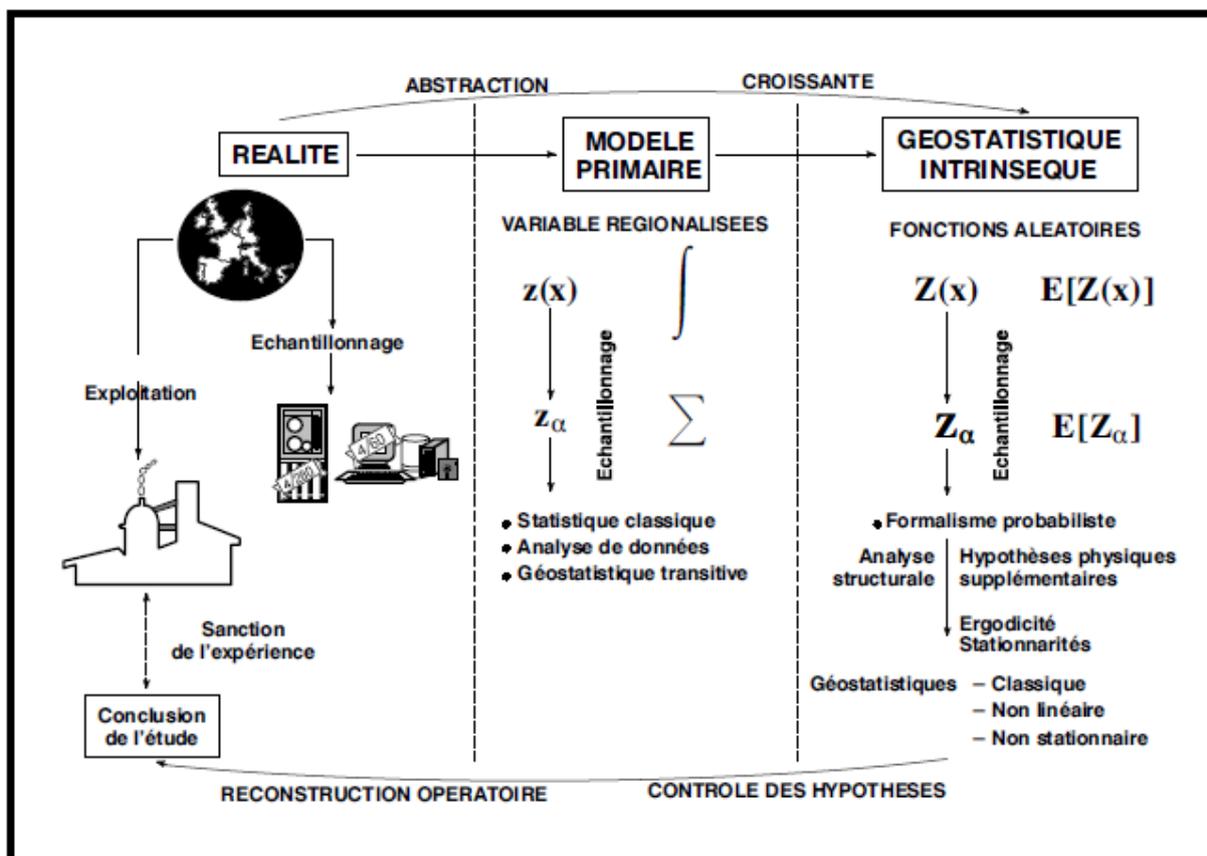


Figure 05. Schéma d'une analyse géostatistique (Chauvet, 2008)

### I.3.1. Fonctions aléatoires

Un phénomène qui se propage dans l'espace est qualifié de régionalisé. Une variable régionalisée est une fonction qui décrit de manière satisfaisante ce phénomène. C'est un premier niveau d'abstraction, où l'on reste dans la description, sans recourir à un modèle probabiliste (Chauvet, 2008).

Le modèle probabiliste est un intermédiaire de calcul dont on attend qu'il rende des services pour la compréhension du phénomène régionalisé. La fonction aléatoire est caractérisée complètement par la donnée de sa fonction de répartition, comme il n'y a une seule réalisation du phénomène régionalisé, il faut trouver une autre façon de faire de l'inférence.

Pour que l'inférence soit possible, il est nécessaire d'introduire des hypothèses supplémentaires sur la fonction aléatoire de façon à réduire le nombre des paramètres dont dépend sa loi. Tel est le but de l'hypothèse stationnaire que nous allons définir : une fonction stationnaire se répète en quelque sorte elle-même dans l'espace, et cette répétition rend à nouveau possible l'inférence statistique à partir d'une réalisation unique (Matheron, 1965). Chaque observation est traitée comme la réalisation d'une variable aléatoire.

$$F(s_1, s_2, \dots, s_n; z_1, z_2, \dots, z_n) = P\{Z(s_1) \leq z_1, Z(s_2) \leq z_2, \dots, Z(s_n) \leq z_n\} \quad (1)$$

Où :  $z(s)$  la variable régionalisée, et  $Z(s)$  la fonction aléatoire, la lettre  $s$  désignant la position dans l'espace.

### I.3.2. Stationnarité

En géostatistique, il ya trois types de stationnarité : i) la stationnarité stricte; ii) la stationnarité au second ordre; iii) la stationnarité intrinsèque.

#### I.3.2.1. Stationnarité stricte

La stationnarité stricte renvoie directement à la loi de probabilité du processus. Il y a stationnarité stricte si en se déplaçant par translation, toutes les caractéristiques de la fonction aléatoire restent les mêmes. Formellement la distribution jointe des  $Z(s_i)$  est la même que celle des  $Z(s_i + h)$ ,  $h$  indiquant une translation par rapport à la position initiale. Cette forme de stationnarité n'est pas opérationnelle, et très restrictive (Chauvet, 2008).

#### I.3.2.2. Stationnarité du second ordre

La stationnarité du second ordre est une stationnarité faible qui n'impose plus de conditions sur la loi de probabilité, mais seulement sur la moyenne et la covariance. Ces indicateurs doivent être invariants par translation. Sachant que  $Z(s)$  se décompose en une composante déterministe et une composante aléatoire  $Z(s) = m(s) + R(s)$  :

- La stationnarité du second ordre se base sur les conditions suivantes :  $E[Z(s)] = m(s) \forall s$ .

- L'invariance de l'espérance par translation entraîne la constance de la composante déterministe.  $m(s+h) = m(s) = m \forall s$ ;
- La variance est constante :  $E [(Z(s)-m)^2] = \sigma^2$  ;
- La covariance ne dépend que du décalage spatial :  $Cov [Z(s+h), Z(s)] = E[(Z(s+h) - m)(Z(s) - m)] = C(h)$ .

En pratique, cette hypothèse de stationnarité s'avère souvent trop forte. La limite la plus importante vient de ce que la moyenne peut changer sur le territoire d'intérêt, et que la variance peut ne pas être bornée lorsque cette aire d'intérêt croît. C'est Georges Matheron qui a tiré les conséquences de ces limites de la stationnarité faible en proposant la notion, encore plus faible, de la stationnarité intrinsèque (Matheron, 1965).

### I.3.2.3. Stationnarité intrinsèque.

L'hypothèse de la stationnarité intrinsèque est la suivante :  $E [(Z(s+h)-Z(s))^2] = 0$   
Les accroissements peuvent être stationnaires sans que le processus lui-même le soit, ce qui permet de définir une nouvelle fonction, appelée variogramme, fondée sur les différences entre valeurs et valeurs décalées (Chauvet, 2008), et qui ne dépend que du décalage :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2}E[Z(s+h)-Z(s)]^2 \quad (2)$$

La stationnarité à l'ordre 2 entraîne la stationnarité intrinsèque, mais l'inverse n'est pas vrai. Une fonction aléatoire peut permettre le calcul d'un variogramme sans qu'il en soit de même pour la covariance et la fonction d'auto-corrélation (Chauvet, 2008).

### I.3.3. Variabilité spatiale

#### I.3.3.1. Covariance.

La fonction de covariance permet d'évaluer les relations entre l'ensemble des paires de points. Prenant en compte deux points  $s_i$  et  $s_j$ , la covariance peut être définie par l'équation suivante :

$$Cov [Z(s_i), Z(s_j)] = E[(Z(s_i)-m)(Z(s_j)-m)] \quad (3)$$

Lorsque le processus est stationnaire au second ordre, la covariance ne va plus dépendre que de la distance entre les points  $|s_i - s_j|$ . Si  $h$  représente cette distance, des valeurs de  $C(h)$  sont calculées pour toutes les valeurs de  $h$  en prenant en compte tous les couples de points situés à une distance  $h$  les uns des autres. Cette fonction de covariance  $C(h)$  est définie par l'équation.

$$C(h) = Cov [Z(s+h), Z(s)] = E[(Z(s+h) - m)(Z(s) - m)] \quad (4)$$

Elle traduit la façon dont évoluent la covariance des observations lorsque leur distance augmente. Lorsque  $h$  est égal à 0, la covariance est égale à la variance.

$$C(0) = E [(Z(s)-m)^2] = \sigma^2 \quad (5)$$

### I.3.3.2. Variogramme

Certains auteurs estiment qu'il faut utiliser le terme de semi-variogramme pour  $\gamma(h)$  tel que défini dans l'équation 6 et le variogramme correspondant à  $2\gamma(h)$ . Le variogramme, est le plus utilisé dans la mesure où il renvoie à la forme la plus faible de stationnarité et donc aux conditions les moins restrictives sur le comportement local de la moyenne (Matheron, 1965).

$$\gamma(h) = \sigma^2 (1-\rho(h)) \quad (6)$$

### I.3.4. Interpolation spatiale par krigeage

Le terme de krigeage fait référence aux travaux pionniers de Danie Krige, ingénieur sud-africain. Le krigeage est une méthode d'interpolation très puissante. Les applications à la recherche minière ou géologique fournissant de nombreux exemples où l'on s'intéresse à l'estimation de volumes et pas seulement à des interpolations simples (Matheron, 1965).

#### I.3.4.1. Krigeage simple

C'est le krigeage le moins complexe, dans lequel la stationnarité postulée est de deuxième ordre et la moyenne de la fonction aléatoire étudiée est supposée connue et constante sur tout le champ (Matheron, 1969). Ce krigeage est utilisé pour l'interpolation spatiale en se basant sur la modélisation de la fonction aléatoire suivante :

$$Z_e = m + \sum_{i=1}^n \lambda_i (Z_i - m) \quad (7)$$

Où :

$m$  : La moyenne du champ à estimer.

$\lambda_i$  : Le poids associé à chacune des valeurs régionalisées observées.

#### I.3.4.2. Krigeage Ordinaire

C'est le krigeage le plus utilisé dans l'interpolation spatiale (Gratton, 2002), Cette méthode a été généralisée au cas où la moyenne ( $m$ ) est inconnu et constante localement, sur le voisinage de krigeage (Matheron, 1970). Le krigeage ordinaire s'applique sous l'hypothèse de la stationnarité intrinsèque avec le modèle suivant (Lloyd, 2013) :

$$Z_e = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z_i \quad (8)$$

### I.4. Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)

Historiquement, les premiers travaux sur les réseaux de neurones artificiels ont été appliqués par McCulloch et Pitts, 1943. Ces deux chercheurs ont montrés théoriquement que des réseaux de neurones formels et simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques.

Les réseaux de neurones artificiels représentent un ensemble de neurones artificiels dits nœuds qui sont analogues aux neurones biologiques. Ils sont issus d'une tentative de conception d'un modèle mathématique très simplifié du cerveau humain en se basant sur notre façon d'apprendre et de corriger nos erreurs (Yang *et al.*, 2017).

Les premiers réseaux (Rosenblatt, 1958) sont connus sous le nom du perceptron. Ils représentent la forme la plus simple d'un réseau de neurones avec un seul neurone, mais ces réseaux ne permettent de résoudre que des problèmes linéairement séparables. L'évolution phénoménale des outils informatiques a largement contribué au développement des réseaux de neurones et de nouveaux types de réseaux de neurones artificiels ont été conçus pour résoudre des problèmes de classification complexes (Widrow et Hoff, 1960 ; Minsky et Papert, 1969 ; Hopfield, 1982 ; Rumelhart *et al.*, 1986; LeCun *et al.*, 1989).

#### I.4.1. Neurone formel

Un réseau de neurones artificiel se constitue d'un ensemble d'éléments appelés "neurones formels" organisés sous une forme plus ou moins complexe. Un neurone formel est une analogie d'un neurone biologique. La figure 06 montre la ressemblance entre un neurone formel et un neurone biologique.

Un neurone formel prend des entrées  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  auxquelles sont associés des poids  $W = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$  reflétant l'importance de l'information véhiculée  $x_i$  où  $1 < i < n$ . Ce neurone prend en entrée également un biais ( $b$ ) permettant d'ajouter une flexibilité au réseau en agissant sur la position de la frontière de décision (Rosenblatt, 1958).

Le neurone formel fournit en sortie  $Y$  (cible) des résultats pouvant être utilisée comme entrée pour d'autres neurones suivants. La sortie  $Y$  correspond à l'application d'une fonction d'activation  $f$  sur la somme des vecteurs d'entrées  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  (Ghannay, 2017)

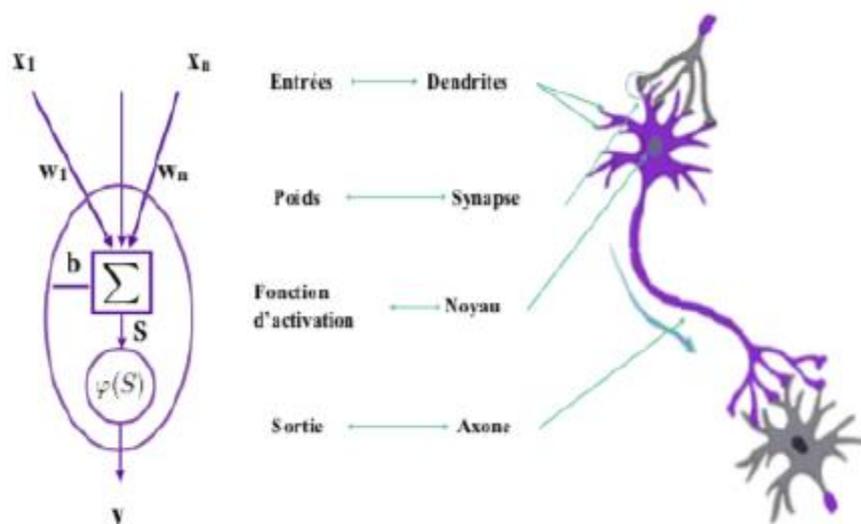
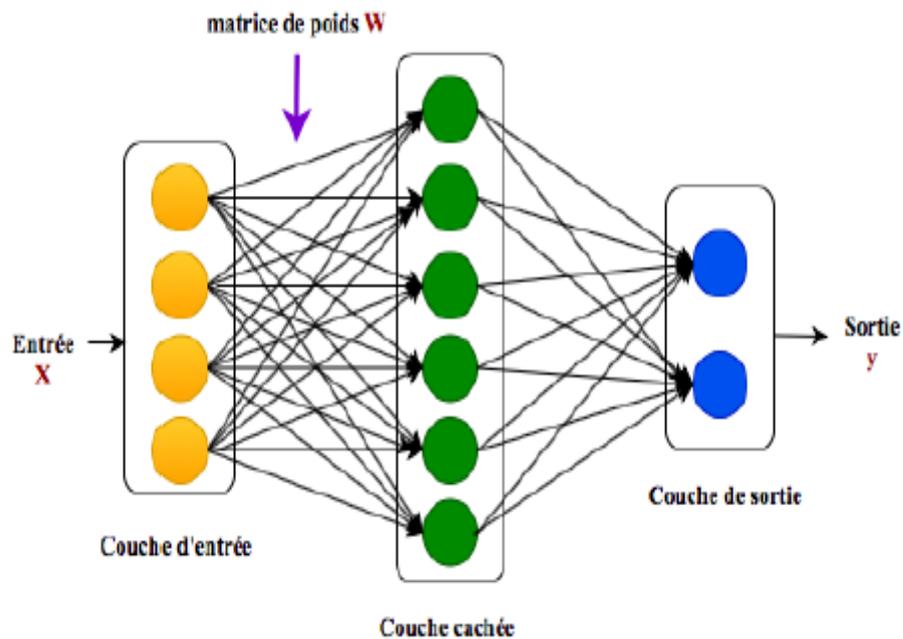


Figure 06. Analogie entre un neurone formel et un neurone biologique (Ghannay, 2017)

### I.4.2. Perceptrons multicouches (MLP)

Un perceptron multicouche (Multilayer Perceptron MLP) est un réseau de neurones dans lequel l'information est véhiculée dans un seul sens avec une propagation vers avant (feed-forward) de l'entrée vers la sortie (fig. 07). Le MLP se constitue d'une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie (Minsky et Papert, 1969). Les couches voisines sont complètement connectées où les neurones de chaque couche sont liés à tous les neurones de la couche précédente et à tous les neurones de la couche suivante. Par contre, aucune connexion n'existe entre les neurones d'une même couche.



**Figure 07. Perceptron multicouches (MLP) avec une seule couche cachée**

Les réseaux de neurones sont des outils de modélisation numérique qui tentent de prédire les sorties d'un système à partir de la connaissance préalable des entrées ; ils nécessitent donc une phase d'apprentissage (ou d'entraînement). Durant cette phase, un certain nombre de couples entrées-sorties sont fournis au réseau. Pour les erreurs d'apprentissage d'un MLP, plusieurs algorithmes ont été développés parmi lesquels l'algorithme de rétro-propagation du gradient (backpropagation) (Rumelhart *et al.*, 1986) qui représente l'algorithme d'apprentissage le plus utilisé. Cet algorithme adapte les poids afin de minimiser la différence entre la sortie du réseau (l'hypothèse)  $Y$  et la sortie désirée (la référence).

### I.4.3. Réseaux de neurones convolutifs

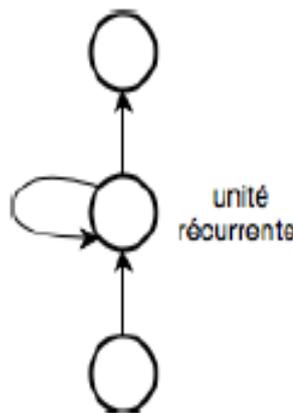
Les réseaux de neurones convolutifs (Convolutional Neural Network CNN) ont été inspirés des travaux de (Hubel et Wiesel, 1962) sur le cortex visuel des animaux, et plus particulièrement sur ses propriétés : les champs récepteurs locaux et le partage de poids. Les CNN sont généralement utilisés quand l'entrée est structurée selon une grille (ex : une image). Un CNN est composé d'un ou de plusieurs blocs de convolution et de pooling, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie.

Le CNN prend en entrée une grille multidimensionnelle représentant une instance d'apprentissage ou d'inférence, et fournit en sortie la classe correspondante. Au moment de l'apprentissage, un CNN est capable de définir et extraire des descripteurs spécifiques adaptés à la problématique en question.

#### I.4.4. Réseaux de neurones récurrents

Un réseau de neurones récurrent (Recurrent Neural Network RNN), présenté dans la figure 8, comporte des cycles au sein du réseau de neurones (Elman, 1990). Il utilise l'information des autres éléments de la séquence d'entrée supposant la liaison entre les différents éléments de la séquence (Medsker et Jain, 1999 ; Mikolov *et al.*, 2011), et non pas seulement des éléments isolés n'ayant pas de liaison avec les autres éléments constituant la séquence.

La motivation principale derrière ce type d'architectures neuronales et de manipuler des séquences d'observation en tenant compte de l'aspect temporel qui est traduit par l'ordre d'apparition des variables dans la séquence temporelle (Mikolov *et al.*, 2011).



**Figure 08. Représentation compacte d'un RNN. Les flèches reflètent la récurrence sur tous les éléments de la séquence d'entrée (Barhoumi, 2020)**

L'aspect récurrent dans les réseaux RNN consiste à considérer lors de l'étape actuelle, une information extraite lors d'une autre étape (précédente ou suivante). Ce qui permet de conserver des informations sur le contexte en considérant des éléments provenant d'autres étapes. Cette liaison permet au RNN d'encoder des dépendances latentes entre les éléments d'une séquence d'entrée tout en respectant leurs ordres d'apparition dans la séquence. Ceci est assuré par des nœuds cachés récurrents, appelés nœuds de contexte, et permet ainsi de traiter une séquence d'entrée de longueur variable. Chaque nœud s'exécute en faisant appel à l'état du réseau du nœud précédent (un appel réseau).

L'idée des réseaux récurrents décrite précédemment n'implique pas le nombre d'appels réseau. Dans ce cas, il est important d'utiliser une méthode d'apprentissage spéciale appelée propagation à travers le temps (BPTT) (Williams et Zipser, 1995 ; Gers *et al.*, 2002). Cet algorithme est dérivé de l'algorithme de rétro-propagation classique pour les réseaux de

neurones sauf que le gradient est propagé vers l'arrière nécessitant une mémoire importante (Barhoumi, 2020).

## **I.5. Modèles Numériques de Terrain (MNT)**

Un MNT (en anglais DTM) est une carte présentant la forme brute du terrain, sans construction ni végétation. Il correspond donc à une schématisation numérique du modelé de la région étudiée. L'ensemble des points de la carte établie correspond à une altitude permettant de travailler sur un modèle surfacique numérique. Le terme modèle numérique de terrain désigne une représentation de la topographie (ou altimétrie) d'une zone géographique adaptée aux traitements informatiques (Pouderoux, 2007). Lorsque le sursol (construction et végétation) est pris en compte dans l'information altimétrique le nom modèle numérique de surface (MNS) est donné au lieu du MNT (Rey *et al.*, 2011)

### **I.5.1. Modélisation topographique de terrain**

La topographie est l'art de la mesure et de la représentation sur un plan ou une carte des formes et détails visibles sur le terrain, qu'ils soient naturels tel que le relief, ou artificiels tel que les routes ou bâtiments. Son objectif est de déterminer la position et l'altitude de n'importe quel point situé dans une zone donnée qu'elle soit de la taille d'un continent ou d'un champ. Il existe de différentes manières de modéliser la topographie en géomatique. Les plus utilisées sont : les cartes d'élévations et les modèles triangulés (Pouderoux, 2007).

Il existe trois sources possibles de données pour la construction d'un MNT : les mesures directes sur le terrain (GPS) ; les mesures directes à distance (LiDAR) ; et les mesures indirectes à distance comme l'application de la stéréophotogrammétrie à partir d'images stéréoscopiques aériennes ou de satellites. Ces dernières représentent le moyen le plus utilisé pour la production d'information sur le relief. (Biscara *et al.*, 2015)

### **I.5.2. Dérivés du MNT**

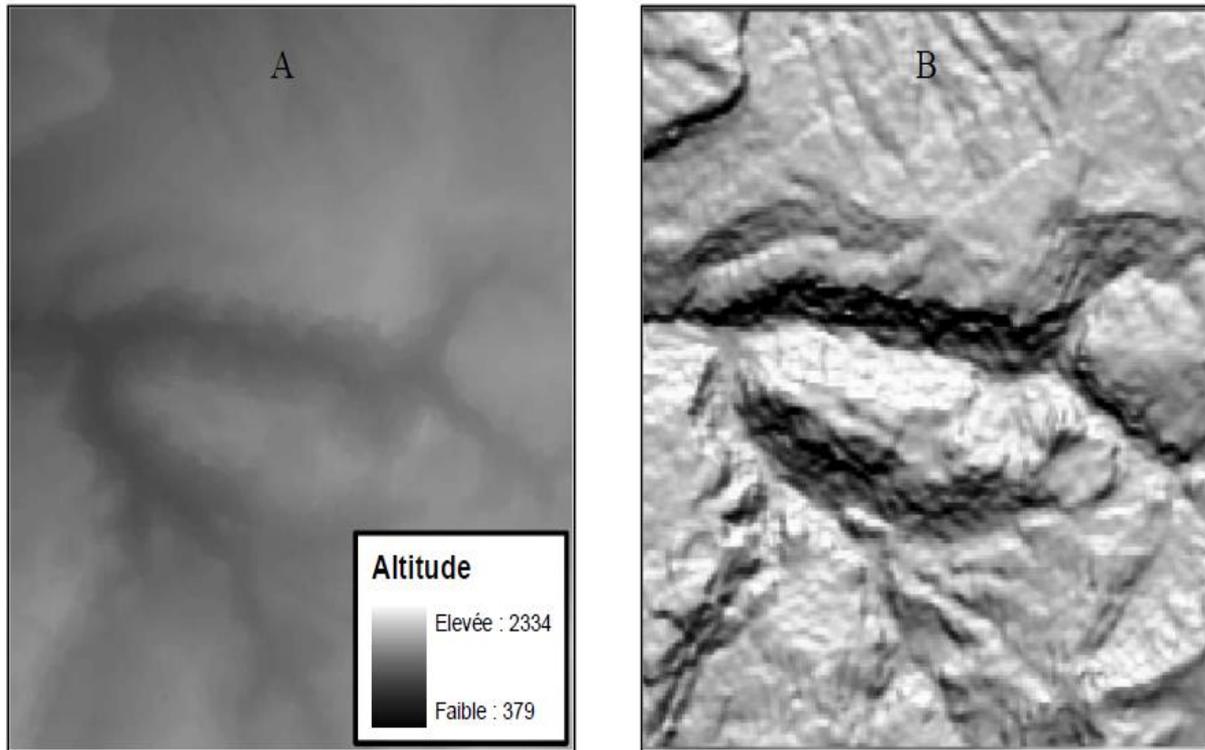
L'analyse spatiale d'un MNT permet de calculer plusieurs produits dérivés représentant les paramètres topographiques de la région étudiés où les données topographiques les plus représentatives pour la compréhension d'un relief naturel sont : l'altitude, la pente et son orientation.

#### **I.5.2.1. Altitude**

L'altitude d'un point est la hauteur verticale en unité de mesure de distance (exemple : le mètre) de ce point au dessus d'une surface de référence tel que le niveau de la mer (Bouteloup et Nicolon, 2018). Dans un modèle numérique du terrain l'altitude est représentée sur la base d'une maille régulière ou irrégulière selon le mode d'obtention du MNT. Il est obtenu par différentes techniques d'échantillonnage tel que la photogrammétrie ou l'interpolation de courbes de niveau (Thommeret, 2012).

L'altitude est souvent représentée en niveau de gris (hypsométrie). Cette représentation est adéquate pour l'altitude mais pas pour les formes du terrain (fig. 09). La

méthode de l'ombrage est utilisée pour mieux visualiser les formes (fig. 09). Cette méthode consiste à éclairer le MNT depuis une position définie (El Hage, 2012).



**Figure 09. Représentation du relief en hypsométrie (A) et par ombrage (B) (El Hage, 2012).**

#### **I.5.2.2. Pente**

La pente est un paramètre quantitatif défini comme le gradient de la donnée topographie (MNT au format raster, TIN, ...), et qui correspond à l'expression mathématique de la dérivée première selon  $z$  de la matrice  $(x, y, z)$  de données altimétriques (fig. 10). Elle constitue une information très importante pour l'analyse morpho-quantitative de la topographie, qui peut être complétée par l'analyse des variations de pentes, grâce au calcul de la dérivée seconde de la matrice  $(x, y, z)$  selon  $z$  (Jacome, 2009).

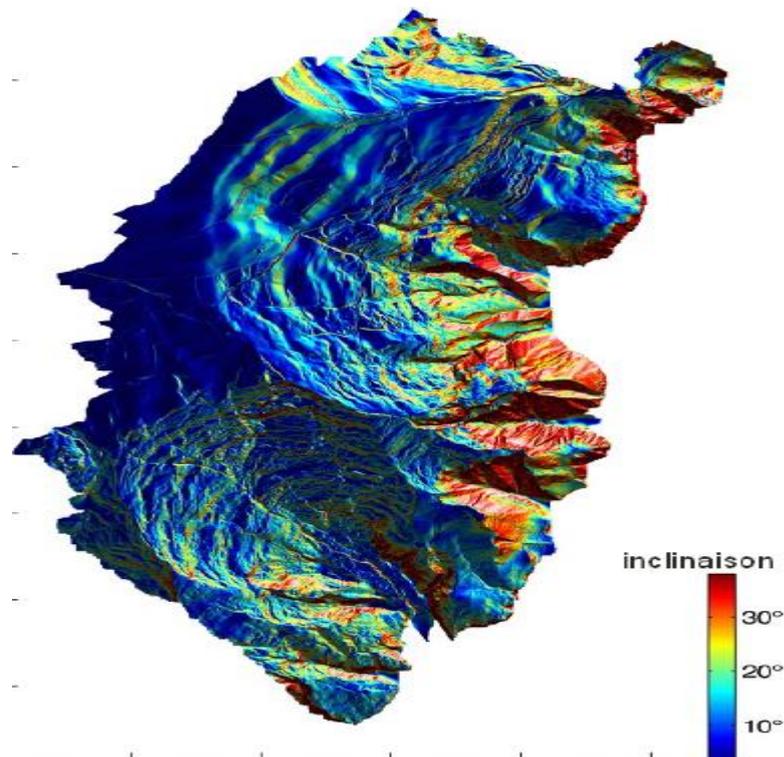


Figure 10. Carte des pentes obtenue d'un MNT à 2 m (Pathier *et al.*, 2010)

La pente est le paramètre le plus important pour la description de la morphologie du terrain. Le calcul de la pente et des autres paramètres topographiques en utilisant un MNT ayant une maille régulière s'effectue avec une fenêtre carrée le plus souvent de taille 3×3 (fig. 11). Cette pente se calcule en pourcentage ou en unité angulaire (El Hage, 2012).

a	b	c
d	e	f
g	h	i

Figure 11. Fenêtre de calcul des indices géomorphologiques (El Hage, 2012).

### I.5.2.3. Exposition de la pente

Le calcul de ce paramètre topographique permet de fournir une information quantitative sur l'orientation angulaire des faces élémentaires définissant le MNT (de 0 à 360°), par rapport au Nord géographique (fig. 12). Pour déterminer cette orientation, il faut identifier la direction de la plus grande pente, ce qui se fait par un calcul intégrant les valeurs des huit cellules voisines (au sein d'une matrice 3×3 (fig.11), la valeur calculée étant affectée au nœud central de la matrice). L'exposition au soleil, permet de définir les zones les plus froides ainsi que les plus exposées au vent (Chanel, 2012).

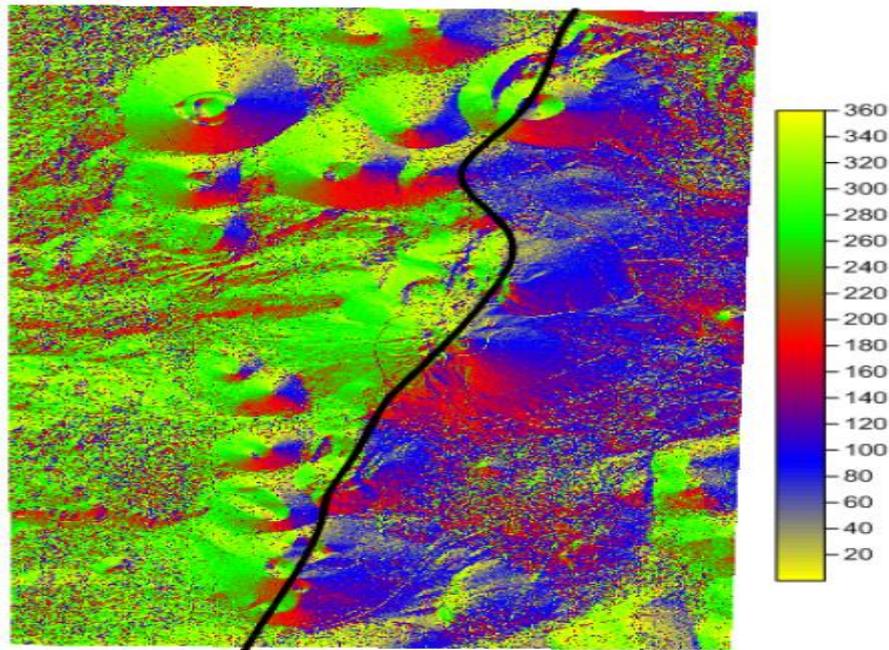


Figure 12. Carte de l'exposition de la pente obtenue d'un MNT (Chanel, 2012).

### I.5.3. Caractéristiques des modèles numériques de terrain

L'adéquation d'un modèle numérique de terrain à un besoin particulier repose sur sa résolution spatiale exprimée par la distance entre deux points adjacents, sa couverture géographique pour laquelle des données sont disponibles avec une bonne qualité (Yahiaoui, 2016). Il n'y a pas de modèle meilleur dans tous les cas. Le choix d'un modèle peut s'effectuer en fonction de différents critères tels que :

- La disponibilité des données ;
- La nature de la surface (plane ou montagneuse) ;
- L'application, en fonction des techniques qui seront utilisées pour analyser, manipuler ou visualiser le modèle ;
- L'échelle et la résolution des données.

*Chapitre II.*  
*Présentation de la zone*  
*d'étude : La plaine du*  
*Bas-Cheliff*

**Chapitre II. Présentation de la zone d'étude : La plaine du Bas Cheliff**

Ce chapitre est conçu pour une description détaillée de la zone d'étude afin de bien comprendre le milieu physique de la plaine du Bas Cheliff à savoir sa localisation géographique, ses conditions climatiques par une synthèse entre les différents paramètres climatiques, la géologie et géomorphologie, les caractéristiques écologiques de la plaine et les paramètres pédologiques et en particulier la salinité des sols qui représente le facteur déterminant de l'occupation des sols dans la zone d'étude.

Finalement, une explication de potentialités des ressources en eaux (superficielles et souterraines) de la plaine et ses utilisations en irrigation est présentée.

**II. 1 Localisation de la zone d'étude**

La plaine du Bas Cheliff appartient au bassin versant du Cheliff (Haut, Moyen et Bas Cheliff), Elle s'étale sur plus de 60000 ha (Douaoui, 2005) et se situe à l'extrémité nord de ce bassin (nord-ouest de l'Algérie), à environ 250 km à l'ouest d'Alger et à 35 km à vol d'oiseau de la méditerranée, avec en son centre la ville de Oued Rhiou (wilaya de Relizane).

La zone d'étude est limitée par le massif de Dahra au nord et le massif d'Ouarsenis au sud, la plaine du Moyen-Cheliff à l'est et la plaine de la Mina à l'ouest. La plaine du Bas Cheliff s'étale sur environ 50 km de longueur et une largeur variant de 6 Km à l'Est à plus de 20 Km à l'Ouest, avec une surface pratiquement plate d'une altitude moyenne de 70 m (fig .01). Elle se trouve entre 0° 40' et 1° 6' 8'' de longitude est et 34° 3' 12'' et 36° 5' 57'' de latitude nord où les coordonnées du centre de la plaine selon la projection UTM Algérie fuseau 31 Nord, sont (fig. 13) :

$$X = 275\ 649 \quad \text{et} \quad 328\ 533 \text{ km}$$

$$Y = 3\ 968\ 469 \quad \text{et} \quad 3\ 996\ 812 \text{ km}$$

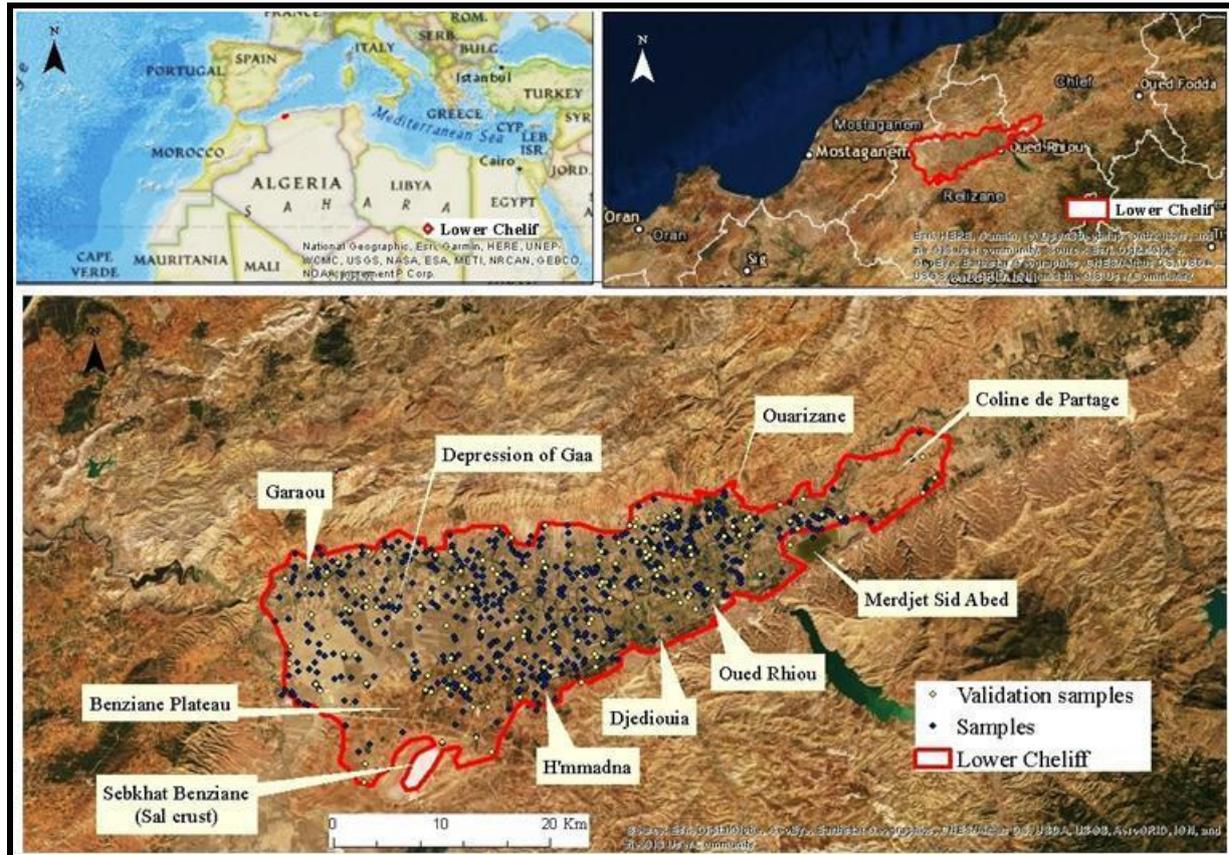


Figure 13. Localisation géographique de la plaine du Bas Cheliff.

## II. 2 Le climat

Malgré la proximité de la zone d'étude de la mer méditerranéenne (35 km à vol d'oiseau), le Bas Cheliff se caractérise par un climat spécial, célèbre en Algérie par sa dureté avec des périodes sèches prolongées et des précipitations faibles et irréguliers (Seltzer, 1946). Cette région est décrite comme le 'four du Tell' ou de 'portion de Sahara égarée dans le Tell' (Yacono, 1954).

Pour bien analyser le climat du Bas Cheliff, une série des données météorologiques basée essentiellement sur les données des températures et des précipitations obtenues de la station de l'INRAA à H'madena (Relizane), s'étalant sur une durée de vingt-huit ans (1985-2013) est utilisée pour élaborer une synthèse climatique de la région d'étude.

### II.2.1. La pluviométrie

Généralement, la pluie tombe sous forme d'averse de courte durée donc de forte intensité causant ainsi des inondations en quelques endroits de la plaine telles que la Dépression de la Gaa et Sebkhath Benziane. La moyenne totale des précipitations interannuelles dans la zone d'étude est de 303, 33 mm (tab. 01) où Novembre est le mois qui enregistre la moyenne des précipitations la plus élevée (51,69 mm ; tab. 01) alors que juillet est le mois enregistrant la moyenne des précipitations la plus faible (1,33 mm ; tab. 01)

Durant ces dernières décennies, la plaine du Bas Cheliff a connu des cycles de sécheresse avec des précipitations annuelles faibles comparées à la moyenne totale interannuelle enregistrant 303,33 mm (tab. 03), surtout durant les périodes de 1988 à 1989, 1992 à 1994 et de 1998 à 1999 (fig. 14). L'année 2008 a enregistré le cumul des précipitations annuelles le plus élevé (450 mm) alors que l'année 1990 a marqué l'année la moins pluvieuse avec un cumul annuel de 170 mm.

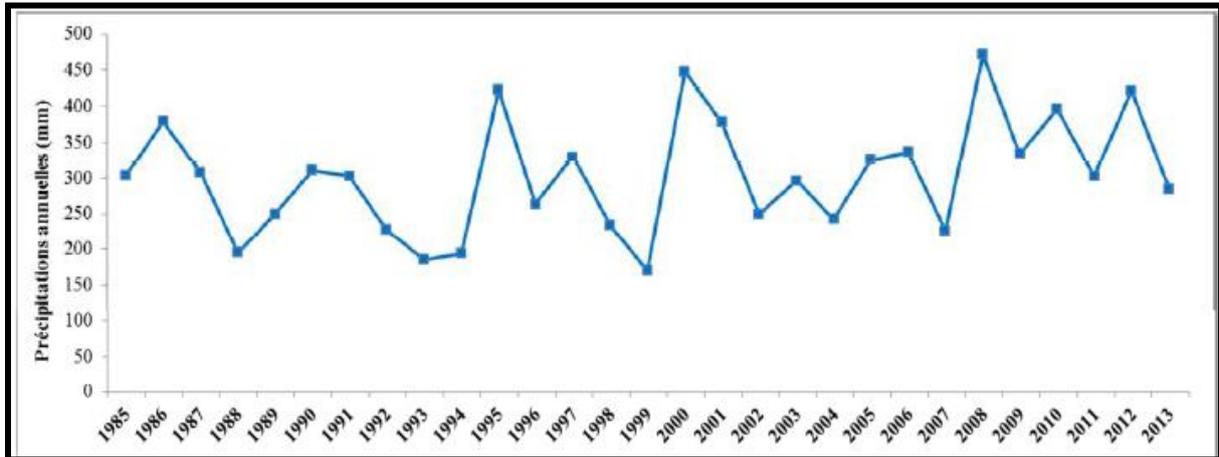


Figure 14. Précipitations moyenne annuelle de la station INRAA H'madna (1985- 2013)

### II.2.2. La température

La zone d'étude se caractérise par un régime thermique contrasté avec un écart inter-mensuel élevé de 19,2 °C (tab. 03), traduit par des températures élevées en été et relativement basses en hiver.

Durant la période qui s'étale du 1985 à 2013, la température moyenne annuelle est de 19,33 °C (tab. 03), alors que les températures moyennes les plus élevées dans la zone d'étude sont enregistrées pendant les mois de juillet et d'août (29,6 °C et 29,8°C respectivement), tandis que le mois de janvier montre la température moyenne la plus basse (10,6 °C).

**Tableau. 03 : Moyennes mensuelles des précipitations et des températures de la station de H'madna (1985-2013). (INRAA, 2016)**

Mois	Température (°C)	Précipitation (mm)
Janvier	10,6	40,75
Février	11,2	36,24
Mars	14,6	28,97
Avril	16,6	34,55
Mai	21,1	22,09
Juin	26	4,11
Juillet	29,6	1,33
Août	29,8	3,07
Septembre	25,7	15,23
Octobre	20,3	31,18
Novembre	14,8	51,69
Décembre	11,7	34,12
Max	29,8	51,69
Min	10,6	1,33
Ecart mensuel	7,10	16,22
Température Moyenne annuelle	<b>19,33</b>	
Précipitations annuelles		<b>303,330</b>

### II.2.3. Le vent

Le vent est un agent climatique qui a un effet sur le sol et la végétation en modifiant l'humidité et la température (Ozenda, 1982). Les observations effectués dans la station INRAA de H'madna montre que la direction des vents dominants dans la région est la direction Ouest avec une vitesse moyenne variant de 13 à 33 Km/h. Il provoque l'érosion éolienne en particulier dans les zones ayants un couvert végétal faible. Ce phénomène est largement amplifié durant la période estivale où des grandes superficies de la zone d'étude acquièrent une structure micro- polyédrique (pseudo-sables) à la surface voire poudreuse dans d'autres cas (Douaoui, 2005).

La carte des vents de la vallée du Cheliff établie par Hacène *et al.*, (2007) (fig. 15), montre que les vitesses de vent varient de 2 à 4 m.s<sup>-1</sup> dans la plaine du Bas Cheliff et que cette vitesse augmente de l'ouest à l'est.

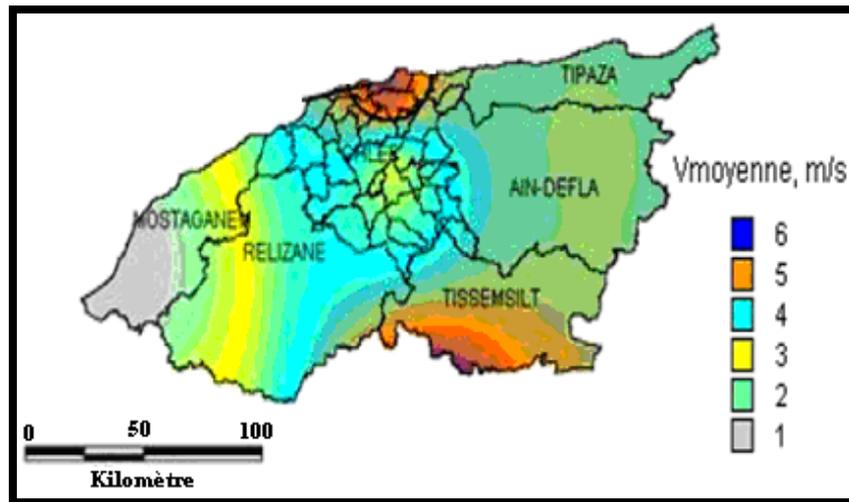


Figure 15. Vitesse moyenne du vent de la vallée de Cheliff à 10 m du sol. (Hacène *et al.*, 2007)

#### II.2.4. L'humidité

L'humidité relative de l'air représente la quantité de vapeur d'eau dans l'air par rapport à la capacité maximale que ce dernier peut en contenir (Ribeyre, 2015). L'humidité relative de l'air s'exprime en pourcentage (%). Elle peut compenser en un certain degré l'absence ou la rareté des précipitations en favorisant le développement des plantes (Mokhtari, 2009).

Dans la zone d'étude l'humidité est maximale pendant le mois décembre alors qu'elle est minimale en juillet (Douaoui, 2005). A l'échelle journalière, l'humidité relative de l'air est généralement plus élevée le matin pour tous les mois mais avec des taux mensuels différents où pendant les saisons d'automne elle est de l'ordre de 60 à 80% alors qu'elle est entre 35 à 60 % en printemps et l'été (Douaoui, 2005).

#### II.2.5. L'évapotranspiration

L'évapotranspiration représente la valeur maximale possible de l'évaporation dans des conditions climatiques définies, c'est le résultat de l'évaporation (phénomène physique) et la transpiration (phénomène biologique) (Mjejra, 2015)

Dans la plaine du Bas Cheliff, l'évapotranspiration potentielle estimée selon la formule de Penman est de 1500 mm/an (Douaoui, 2005). Les mois froids hivernaux se caractérisent par des évapotranspirations journalières basses alors que l'évapotranspiration est élevée en mois chauds confirmant la variation de l'humidité relative journalière (Belouazni, 2010)

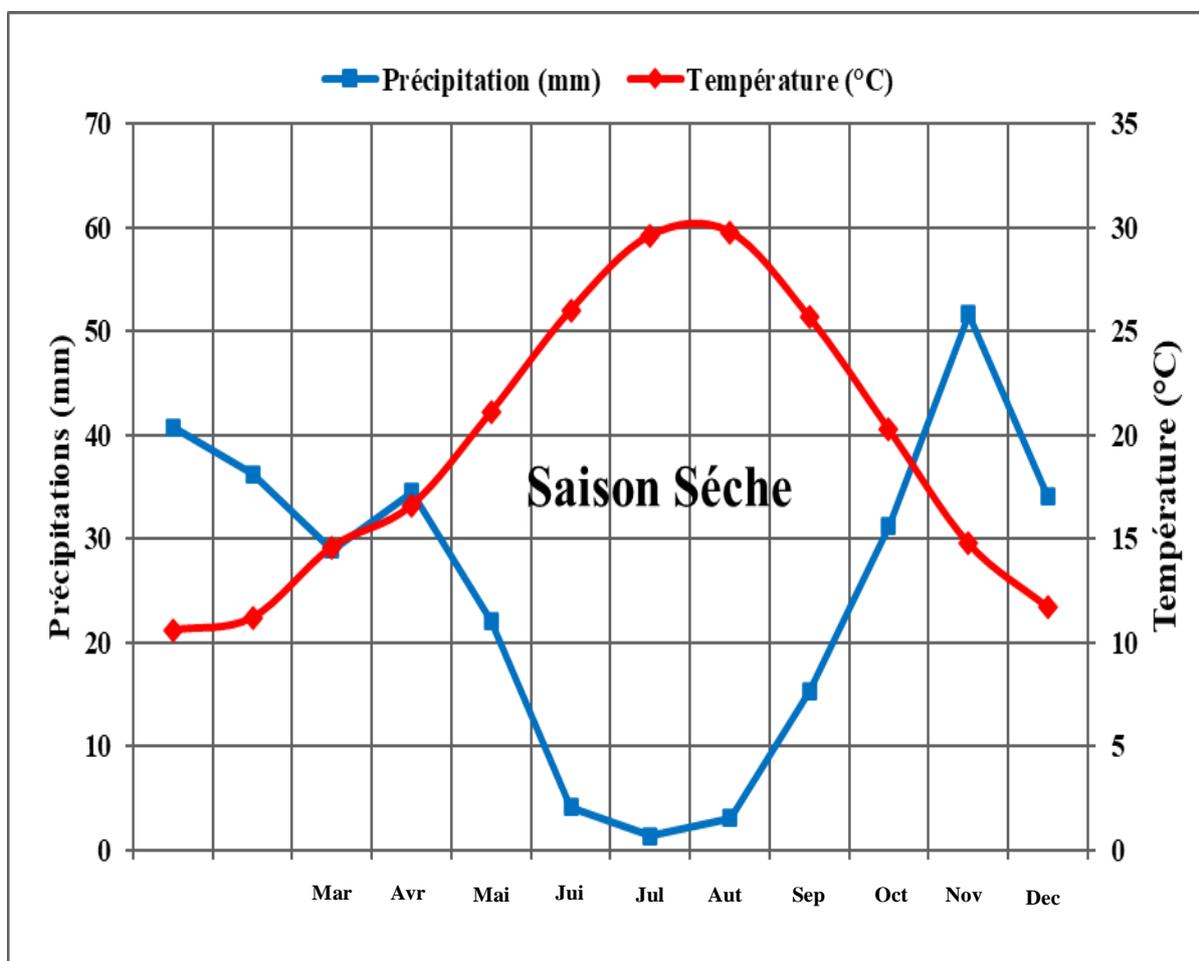
### II.3. Synthèse climatique

La combinaison des éléments climatiques en particulier les températures (Moyenne, Maximale et Minimale) et les précipitations (mensuelle ou annuelle) permet de donner des indicateurs sur le climat d'une région.

**II.3.1. Diagramme Ombrothermique de Bagnouls et Gausson**

Bagnouls et Gausson, (1953) déterminent la saison sèche d'une année quand la courbe de température moyenne mensuelle exprimée en degré Celsius (°C) est supérieure ou égale à la courbe des totaux mensuels des précipitations exprimées en millimètre (mm). L'application de ce diagramme permet de déterminer le niveau de sécheresse selon plusieurs rapports entre précipitations et températures : hyper-sécheresse  $P < T$ , Sécheresse  $P < 2t$  et Sub-sécheresse  $P < 3t$  (Bagnouls et Gausson, 1957).

Le Diagramme ombrothermique de la station de H'madna (fig. 16) montre une longue période sèche qui s'étale sur plus de sept mois allant de mi-mars jusqu'aux derniers jours d'octobre. Cette longue période sèche entraîne un stress hydrique pour la végétation de la région d'étude, qu'elle soit naturelle ou cultivée, qui se traduit par une diminution de la production agricole.



**Figure 16. Diagramme ombrothermique de Bagnouls et Gausson de la station d'INRAA H'madna pour la période (1985/2013).**

### II.3.2. Indice de De Martonne (1927)

Se basant sur des considérations principalement géographiques, De Martonne, (1927) a déterminé l'aridité annuelle du climat par la formule suivante :

$$I_a = \frac{P \text{ (mm)}}{T \text{ (}^\circ\text{C)} + 10} \quad (9)$$

Où :

P : Précipitations annuelles en mm

T : Température moyenne annuelle en °C

10 : Constante pour éviter les valeurs négatives lorsque la température moyenne annuelle est inférieure à 0°C.

La valeur de l'indice augmente quand l'aridité diminue. A l'échelle mondiale, De Martonne propose six grands types de climats (tab. 04) allant des zones hyperarides ( $I_a < 5$ ) aux zones humides ( $30 < I_a < 55$ ).

**Tableau 04. Classement des climats selon l'indice d'aridité de De Martonne**

Valeur d' $I_a$	Climat
$0 < I_a < 5$	Hyperaride
$5 < I_a < 10$	Aride
$10 < I_a < 20$	semi-aride
$20 < I_a < 30$	Semi-humide
$30 < I_a < 55$	Humide

L'indice d'aridité de De Martonne de la station de H'madna durant la période 1985-2013 est de 10,37 indiquant que le climat du Bas Cheliff est semi-aride mais avec une tendance vers une aridité plus sévère confirmée par une valeur d' $I_a$  plus élevée 11.65 pendant la période 1938-1968 (Douaoui, 2005).

### II.3.3. Quotient pluviométrique et climagramme d'Emberger

Le quotient d'Emberger, (1955) est utilisé pour déterminer l'étage bioclimatique d'une région en se basant sur une synthèse des valeurs des précipitations (P) mesurées en millimètre avec les minimas (m) et les maximas (M) des températures mesurées en degré kelvin (°K), selon la formule suivante :

$$Q_E = \frac{2000 \times P}{(M^2 - m^2)} \tag{10}$$

Où

P : Précipitation annuelle en mm ;

M : Moyenne des températures maxima du mois le plus chaud en °K ;

m : Moyenne des températures minima du mois le plus froid en °K.

Pour la région méditerranéenne à laquelle appartient la zone d'étude, les valeurs des températures minima du mois le plus froid sont placées dans l'axe des abscisses du climagramme d'Emberger et les valeurs de  $Q_E$  dans l'axe des ordonnées (fig. 17) pour déterminer l'étage climatique de la région (Emberger, 1955).

Les valeurs de  $Q_E$  sont inversement proportionnelles avec les caractères xériques du milieu où plus la sécheresse annuelle est importante plus les valeurs de  $Q_E$  sont faibles (Mokhtari, 2009).

L'application de  $Q_E$ , en utilisant les données météorologiques de la station INRAA de H'madna, montre que la zone d'étude appartient à l'étage bioclimatique aride à hivers tempérés (fig. 15) avec un  $Q_E = 27,13$  et une moyenne des températures minima du mois le plus froid  $m = 5,2$  °C.

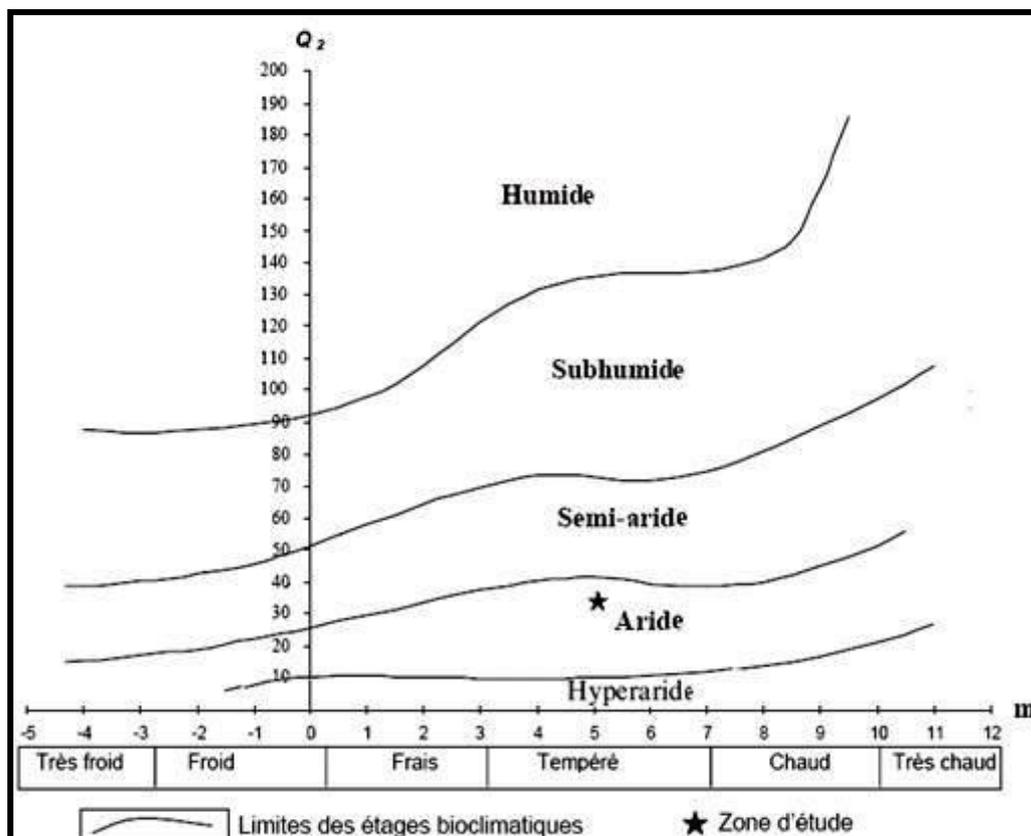


Figure 17. Position de la station de H'madna sur le climagramme d'Emberger.

## II. 4. Géologie et géomorphologie

La plaine du Bas Cheliff date du quaternaire et pour cela, elle est considérée comme relativement jeune, c'est un synclinal comblé du Rharbien (quaternaire récent) encadré par des collines de l'âge Miocène-Pliocène (tertiaire) dans les limites Nord et Sud et par conséquent les alluvions de la plaine du Bas Cheliff proviennent directement de l'érosion de ces collines (McDonald *et al.*, 1990)

Les collines de schistes et de marnes salées sont coupées par Oued Rhio et Oued Djediouia au sud, ce qui explique la haute salinité des sols alluviaux de la plaine ainsi que le niveau de la salinité des eaux de la retenue de Merdjet Sidi Abed et du barrage Gargar. (McDonald *et al.*, 1990).

Les collines de Dahra au nord, sont composées essentiellement de marnes et de limons argileux qui deviennent vers l'ouest des sables et des conglomérats plus grossiers. Encore une fois, certains de ces lits sont salés (INSID, 2008).

Dans les régions arides et semi-arides, les familles géomorphologiques du relief sont caractérisées par des formes structurales différentes résultant d'une conjugaison de plusieurs facteurs, principalement l'évolution géologique et l'action de l'érosion à une grande échelle (des milliers ou des millions d'années). Ces reliefs présentent un caractère structural qui se manifeste d'abord par leur stricte correspondance avec des roches cristallines différentes de celles de leur environnement immédiat par leur nature, leur texture ou leur structure. Pour bien distinguer la géomorphologie propre aux régions arides et semi-arides, il faut se baser sur les deux critères suivants : l'ossature du relief et les milieux bioclimatiques dont dépendent les modelés tels que l'épanouissement des formes spécifiques (Bensaid, 1997).

Les formes géomorphologiques de la plaine du Bas Cheliff varient de l'est à l'ouest où les collines de l'est du Bas Cheliff sont plus récentes que celles du Dahra et le massif de l'Ouarsenis, d'âge Villafranchien et sont composées de limons calcaires intercalés de sables, extrêmement tendres, une érosion sévère à ravines profondes. Les principales formations géomorphologie dans la zone d'étude sont :

### II. 4.1. La plaine alluviale

La plaine alluviale du Bas Cheliff date du Rharbien et ses alluvions sont d'une épaisseur importante (de plusieurs dizaines de mètres). Ces alluvions sont principalement des argiles et des limons souvent à caractères salins (Boulaine, 1957). Ces formations récentes constituent la plaine proprement dite avec une pente très faible et des sols non évolués (Douaoui, 2005).

### II. 4.2. Les glacis colluvionnaires

Elles se retrouvent principalement dans les bordures de la plaine (3 % à 5 % de la superficie totale de la plaine) où les formations récentes sont dominantes. La présence des formations plus anciennes caractérisées par des croûtes calcaires est moins fréquente, elle se

retrouve par exemple, sur les piémonts du Sud des villes d'Oued Rhiou et de Djidiouia. Ils sont constitués par des matériaux originaires des calcaires du Miocène supérieur (Boulaine, 1957).

### **II. 4.3. Les lits des oueds actuels**

Les lits d'oueds sont encaissés dans la terrasse alluviale du Rharbien à un niveau inférieur à 10 mètres. Les bords sont très escarpés et très abrupts. L'oued de Cheliff traverse la zone d'étude d'Est en Ouest ; il représente le principal oued de la plaine. Dans les grandes crues des précipitations, il déborde sur les terrasses récentes en déposant en bordure de ses berges des bourrelets alluviaux le plus souvent sableux qualifiés de formations modernes et connus sous le nom de formations actuelles (Gaucher, 1947).

L'oued Djidiouia et l'oued Rhiou forment des cônes de déjections assez étendus en contact avec la plaine du Bas Cheliff. Certains cours d'eau qui n'ont pu creuser leur lit jusqu'à l'oued Cheliff, forment des cônes de déjection en pleine plaine (Boulaine, 1957).

### **II.4.4. La dépression de la Gaa**

C'est une dépression fermée et couverte par des formations récentes très argileuses. Elle se trouve dans la rive droite de l'oued Mina à l'extrême Ouest de la zone d'étude. Elle se caractérise par des petits cours d'eau qui constituent des artères permettant une circulation d'eau vers le centre de la dépression où les eaux stagnent sur pratiquement toute l'année provoquant dans ceci une hydromorphie et une salinisation importante des sols (Douaoui, 2005).

### **II. 4.5. La Sebkhia de Benziane**

Cette formation particulière se retrouve dans la région de Benziane au Nord de la ville d'Oued El Djemaa sur une profondeur d'une quinzaine de mètres. C'est une cuvette elliptique de 5 km de long sur près de 3 km de large. Une hypothèse retenue par Boulaine (1957) expliquant la formation de la Sebkhia de Benziane selon laquelle cette dernière a été formée par déflation éolienne d'une zone où s'étaient formés des sols salés à la suite de mouvements tectoniques par la combinaison d'un creusement au centre du bassin et d'une accumulation en bordure d'un bourrelet éolien.

En hiver, elle est recouverte par une couche d'eau d'environ 30 cm dans son centre. Durant l'été, il y a accumulation des sels qui apparaissent sous forme d'une épaisse croûte blanchâtre.

### **II.4.6. La colline de partage**

C'est une unité géomorphologique qui marque la limite entre la plaine du Bas Cheliff et la plaine du Moyen Cheliff. C'est un relief caractéristique dans cette partie des plaines du Cheliff qui domine Merdjet Sidi Abed d'une dizaine de mètres. Dans cette région de la plaine, la largeur est très étroite et ne fait que 2 à 3 km. La colline de partage fait partie d'une série

d'autres collines dans les autres plaines du Cheliff (Moyen et Haut Cheliff). Les formations géologiques de ces collines sont continentales du Pliocène supérieur, du Villafranchien et du Quaternaire moyen, dont le matériau est un mélange de limons, de sables, de cailloux et de galets (Douaoui, 2005).

### II.5. Topographie du Bas Cheliff

La plaine du Bas Cheliff est relativement plate avec des pentes qui sont quasi nulles en particuliers dans les parties centrales provoquant un mauvais drainage des sols au niveau de cette région. Cette plaine est comprise entre deux massifs montagneux : le mont de Dahra au nord et le mont de l'Ouarsenis au sud (Douaoui, 2005).

Prenant son origine au niveau de la colline de partage entre le Moyen et le Bas Cheliff, à proximité de Merdjet Sidi Abed dans l'extrême Est de la région, la plaine commence à s'étendre de part et d'autre du lit de Oued Cheliff en faisant jonction avec Oued Rhiou et Oued Djidiouia sur la rive gauche et avec les nombreux Oueds venant du Dahra, sur sa rive droite jusqu'à atteindre les apports de Oued Mina. Sur la partie gauche du Cheliff, s'étend la plaine jusqu'à ce qu'elle atteigne le bourrelet formé autour du Sebkhât Benziane où la pente du terrain augmente progressivement. Au milieu de la plaine, la pente du terrain est modérée et augmente progressivement jusqu'aux villes situées aux piémonts d'Ouarsenis, de même pour la rive droite (Mokhtari, 2009).

### II.6. Pédologie de la plaine du Bas Cheliff

Plusieurs travaux (Boulaine, 1957 ; McDonald *et al.*, 1990) sont unanimes pour confirmer que les sols de la plaine sont très variés (tab. 05) avec une dominance des sols salés et les sols alluviaux évolués au centre de la plaine. Pour la classe des sols salés, Boulaine (1957) distingue les Solontchaks inertes avec accumulation des sels en surface ou en profondeur, les Solontchaks vifs (horizon de surface à structure micropolyédrique en pseudo-sables durant l'été) pouvant être parfois hydromorphes, les Solontchaks vifs défloculés (dispersés en surface), les Hyposolontchaks et les Eosolonetz des lunettes érodées (fig. 16). Les principales caractéristiques de ces sols sont présentées dans le tableau 05.

Les bordures de la plaine sont formées essentiellement par des associations de sols plus ou moins érodés sur du calcaire dur ou tendre, des grès, des marnes ou encore des croûtes calcaires (fig. 18). Lorsque la roche n'affleure pas à la surface, ce sont des sols généralement calcimagnésiques, le plus souvent rendziniiformes qui apparaissent (Douaoui, 2005).

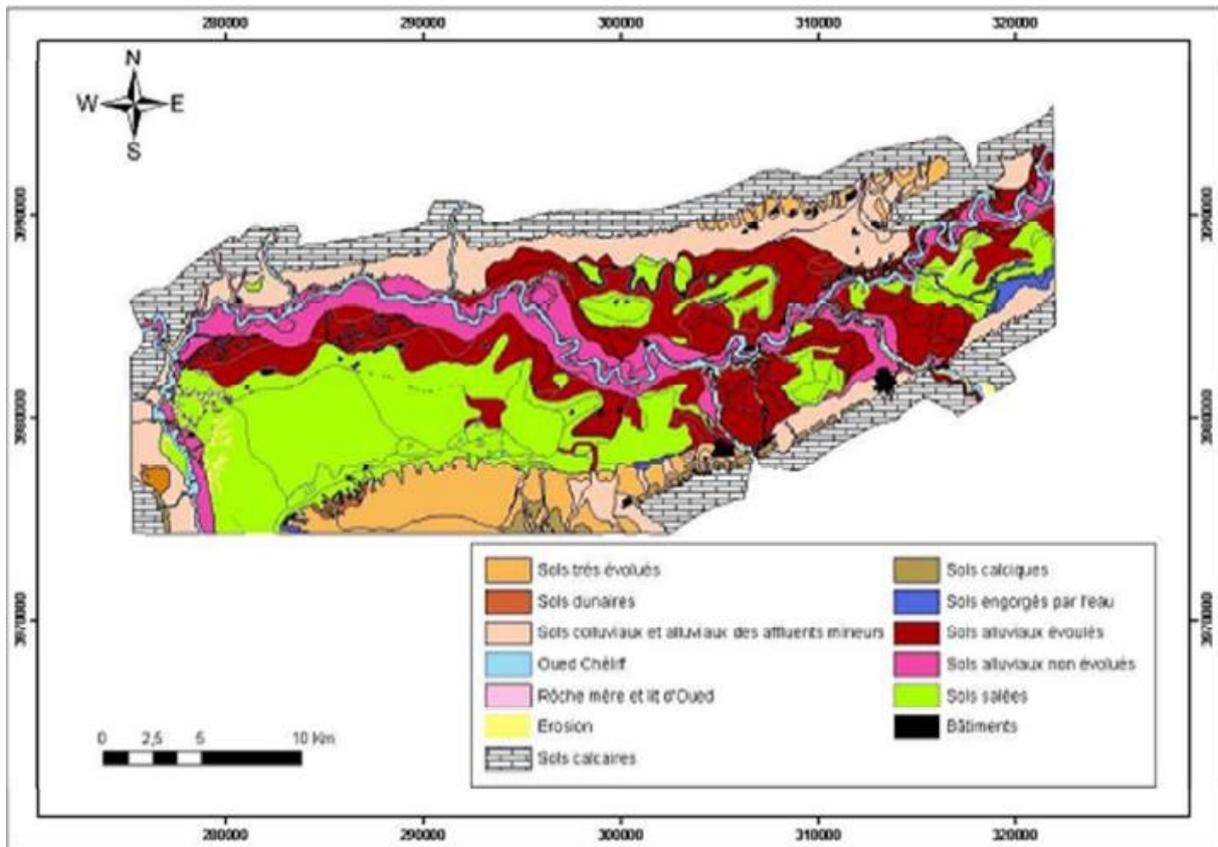


Figure 18. Carte des sols de la plaine de Bas Cheliff (Boulaine, 1957)

Ces différents types de sol montrent que plusieurs caractères relatifs peuvent se retrouver dans une même classe tels que les caractères salins, vertique et hydromorphe (Douaoui, 2005).

**Tableau 05 : Synthèse des sols de la plaine du Bas Cheliff d'après la carte pédologique de (McDonald *et al.*, 1990)**

Types de sol	Caractéristiques
<p align="center"><b>Sols peu évolués</b></p>	<p>- <i>Les sols peu évolués d'apport alluvial</i> : avec des caractéristiques physicochimiques très variées. Textures peu argileuses, limoneuse ou sableuse. Localisés surtout aux bords des oueds.</p> <p>- <i>Les sols peu évolués d'apport colluvial</i> : Ils sont caractérisés le plus souvent par des dépôts de cailloux et de graviers à la surface et en profondeur du profil. Leur texture peut être très variée. Localisés au bord de la plaine</p>
<p align="center"><b>Les Vertisols</b></p>	<p>Riches en argiles gonflantes (smectites). C'est des sols à mauvais drainage. On les retrouve sur les alluvions des terrasses Rharbiennes. Ils présentent souvent le caractère salin avec une hydromorphie en profondeur.</p>
<p align="center"><b>Les sols Calcimagnésiques</b></p>	<p>Des sols carbonatés, plus ou moins différenciés et présentent parfois des accumulations calcaires nodulaires ou continues sous forme d'encroûtement et de croûte. Ils montrent parfois des caractères vertiques.</p>
<p align="center"><b>Les sols isohumiques</b></p>	<p>Moins fréquents dans le Bas Cheliff. Ils sont de couleur marron et présentent, parfois, le caractère vertique ou des accumulations discontinues de calcaire. Localisés sur les colluvions de la partie Sud de la plaine et sur le plateau de Benziane.</p>
<p align="center"><b>Les sols hydromorphes</b></p>	<p>Des sols profonds avec un drainage imparfait dû à leur position basse. Ils forment généralement des dépressions fermées telles que les sols de la Gaa. On les rencontre un peu partout dans le Bas Cheliff.</p>
<p align="center"><b>Les sols salsodiques</b></p>	<p>Appelés halomorphes : sont des sols dont l'évolution est influencée par la présence de sels solubles et du pourcentage du sodium échangeable. Lorsque la conductivité électrique dépasse les 4 dS.m<sup>-1</sup> par la méthode de la pâte saturée, ils sont appelés sols salés (U.S.S.L.S, 1954).</p>

## II.7. La salinisation des sols du Bas Cheliff

La salinisation des sols du Bas Cheliff est un problème d'origine primaire (géologique) surtout par les formations salifères du Trias et Miocène qui représentent le matériel originel des alluvions de la plaine apportés de l'Ouarsenis à travers les efflorescences de l'Oued Cheliff (Douaoui *et al.*, 2006a). Les états de surface salins qui se manifestent par des croûtes en sels à la superficie des sols sont le résultat de la remontée des sels vers la surface quant à la

fragilité de la structure de ce type des sols (Mougenot, 1993) ; (Khan *et al.*, 2001) ; (Douaoui *et al.*, 2004) ; Douaoui, 2005).

L'installation des réseaux d'irrigation le long de la plaine a provoqué la propagation de ce phénomène donnant naissance à la salinisation secondaire par la remontée des sels en surface surtout pendant les grandes crues (Douaoui et Hartani, 2007) ; (Bradai *et al.*, 2012), ce qui va accélérer la variabilité spatio-temporelle de salinité le long de la plaine. Cette salinisation est la cause majeure de la dégradation des sols de la plaine et elle agit principalement sur les propriétés physico – chimiques par des sels comme le sodium et le magnésium qui favorisent les échanges avec les constituants du sol par conséquent l'apparition progressive de la salinité comme propriété liée aux sols de la plaine ((Saidi *et al.*, 2004) ; Douaoui *et al.*, 2004 ; Douaoui, 2005), provoquant une détérioration des propriétés physiques, chimiques et biologiques des sols dont les conséquences sont d'ordres agricole et éco-environnemental (Daoud *et al.*, 1993) ; Saidi *et al.*, 2004 ; Douaoui *et al.*, 2004).

La salinisation est le premier facteur responsable de la dégradation du milieu dans la plaine du Bas Cheliff (Douaoui *et al.*, 2006a ; Mokhtari, 2009). Ce problème est beaucoup plus dangereux dans les sols salins à complexe sodique. Ces derniers sont fréquents dans la zone d'étude et montrent une dégradation structurale avancée (Durand, 1958) ; Boulaine ; 1957 ; McDonald *et al.*, 1990 ; Douaoui *et al.*, 2004 ; (Saidi, 2005), caractérisées par une forte dispersion des argiles provoquant une perméabilité très faible (Halliwell *et al.*, 2001) ; (Oster et Shainberg, 2001) suivie parfois par une hydromorphie causée par une saturation excessive en eau temporaire ou permanente (Douaoui, 2005). Cette hydromorphie est marquée par des tâches de rouilles (oxyde de fer) et des tâches grises ou vertes (sol anoxique) ainsi que des points noirs par les précipitations ferro-manganiques. Dans notre zone d'étude, ce caractère d'hydromorphe est temporaire avec des taches grisâtres et/ou verdâtres durant la période pluvieuse et se transforment en taches de rouilles durant la période sèche. Ce problème affecte directement le développement de la végétation et s'accroît à chaque fois que l'année est pluvieuse (Yahiaoui, 2016).

## II.8. Occupation des sols

L'occupation des sols représente la couverture biophysique des terres émergées (Yahiaoui, 2016), dans la plaine du Bas Cheliff. La première carte d'occupation des sols a été établie par McDonald *et al.*, (1990) ; cette carte montre que la plus grande partie de la plaine du Bas Cheliff est cultivée, et se caractérise par un système de champs ouverts avec par endroits des brise-vent de conifères (Tamarix, Casuarina ...etc.) et d'eucalyptus. Les cultures principales dans la zone d'étude sont les céréales, les cultures maraîchères (notamment les artichauts), l'arboriculture (les oliviers et les agrumes) et les cultures fourragères. La majorité des surfaces plates (pentes faibles) sont cultivées. Les principaux types de cultures sont : l'orge 20 %, le blé 8,5 %, l'olivier 3,6 %, les melons, pastèques et artichaut 6,7 %. (McDonald *et al.*, 1990).

La carte d'occupation du sol établie par Douaoui (2005), à partir des données recueillies directement sur le terrain lors de l'échantillonnage, montre que les sols sont occupés à 10 %

par les cultures maraichères, 1 % par l'arboriculture, 22 % par les céréales, 21 % par la jachère, 43 % par la végétation halophyte, et 3 % sont des sols labourés. Les sols très salés abandonnés sont couverts par une végétation halophyte dont la densité de recouvrement est très variable dans l'espace et dans le temps.

Plus récemment, une carte d'occupation des sols a été établie avec une autre approche se basant sur les données de télédétection et les données topographiques d'une MNT de la zone d'étude (Yahiaoui, 2016). Cette carte montre que les classes de la végétation agricole (Arboricultures, cultures maraichères et fourragères) occupent principalement les sols des glacis et les piémonts avec un recouvrement moyen à très dense. Cette classe est trouvée aussi dans les sols non salés du plateau et la colline de partage avec une dominance des cultures céréalières et maraichères, alors que des petites surfaces sont réservées à l'arboriculture. Ces types de cultures sont très limités dans la dépression de la Gaa avec un recouvrement très faible à absent. Selon les critères topographiques, les classes de la végétation agricole se trouvent le plus souvent sur des altitudes moyennes à élevées comprises entre 40 et 90 mètres avec des pentes qui varient entre 2,7% et 9% en moyenne et leur exposition varie entre le nord, le sud, le nord-est et sud-est (Yahiaoui, 2016).

Les classes de la végétation naturelle présentent des superficies qui varient considérablement ; elles sont denses au niveau des sols salés de la dépression de la Gaa par des végétations halophytes spontanées. Dans les glacis, le couvert végétatif naturel est moyen alors qu'il est faible à très faible en particulier pour les halophytes au niveau des piémonts et le plateau. Ces classes se localisent préférentiellement sur des faibles altitudes entre 29 et 37 mètres en moyenne pour les plantes halophytes, alors qu'elle est de 68 mètres pour les plantes spontanées. La pente moyenne est assez faible ( $0,85 < P < 1,4\%$ ) pour la végétation halophyte et elle est au tour de 4% pour les plantes spontanées. Ces pentes s'exposent vers l'ouest et le nord-est de la plaine (Yahiaoui, 2016).

## II.9. Ecologie et Phytogéographie

Se basant sur le découpage phytogéographique de (Barry *et al.*, 1974), la plaine du Bas Cheliff appartient à l'empire holarctique, à la région méditerranéenne, sous région eu-méditerranéenne, domaine maghrébin méditerranéen, secteur oranais et au sous-secteur des plaines littorales.

Comme toutes les parties de la vallée du Cheliff, la plaine du Bas Cheliff est à vocation agricole (Amichi, 2008) et leurs sols sont soit cultivés soit abandonnés pour être occupés par la végétation halophyte.

Selon Doauoui (2005), les sols très salés sont abandonnés et souvent couverts par une végétation halophyte dont la densité de recouvrement est très variable dans l'espace et dans le temps. Elle se concentre à l'ouest de la plaine surtout dans les sols salés de la dépression fermée de Gaa (Ababou *et al.*, 2009) ; Mokhtari, 2009). En été, certains types de sols, tels que ceux de la Gaa sont totalement dépourvus de végétation (Douaoui et Hartani, 2007).

Les espèces halophytes les plus abondantes sont *Suaeda fruticosa*, *Suaeda molis* et *Suaeda maritima* avec un recouvrement dense. Ces espèces ne résistent pas la salinité comme les groupements des salsolacées (hyper halophytes) avec une densité moyenne telles que *Salicornia europaea* et *Salicornia vermiculata* qui sont accompagnées de quelques groupements de *Halopeplisam plexicaulis* qui préfèrent les périphériques orientales de la sebkha de Benizane (Yahiaoui, 2016).

D'autres espèces plus ou moins résistantes à la salinité sont aussi présentes, telles que : *Salsola vermiculata*, *Avenasterilis*, *Cynodondactylon*, *Beta maritima*, *Calendula arvensis*, *Phalaris paradoxa*, *Atriplexhalimus* ..etc (Douaoui, 2005).

La zone d'étude est aussi touchée par l'érosion du sol, surtout là où le couvert végétal est faible ; il n'y a pas de grande couverture de sol permanente et la région ne peut donc supporter une flore et une faune abondantes.

Plusieurs espèces d'oiseaux se trouvent dans les zones agricoles et sur les contreforts à proximité de la plaine du Bas Cheliff. Des espèces intéressantes se trouvent sur les bords de route et dans les champs ; parmi eux, le Cochevis huppé, la Bergeronnette d'yarrell, le Traquet motteux, la Chouette chevêche. Les espèces telles que l'Aigrette garzette se trouvent dans les champs récemment irrigués et quelquefois au bord des oueds. Une plus grande diversité d'espèces se trouve dans les collines et les montagnes, où la topographie et la végétation sont plus variées (Mokhtari, 2009).

## II.10. Ressources en eau

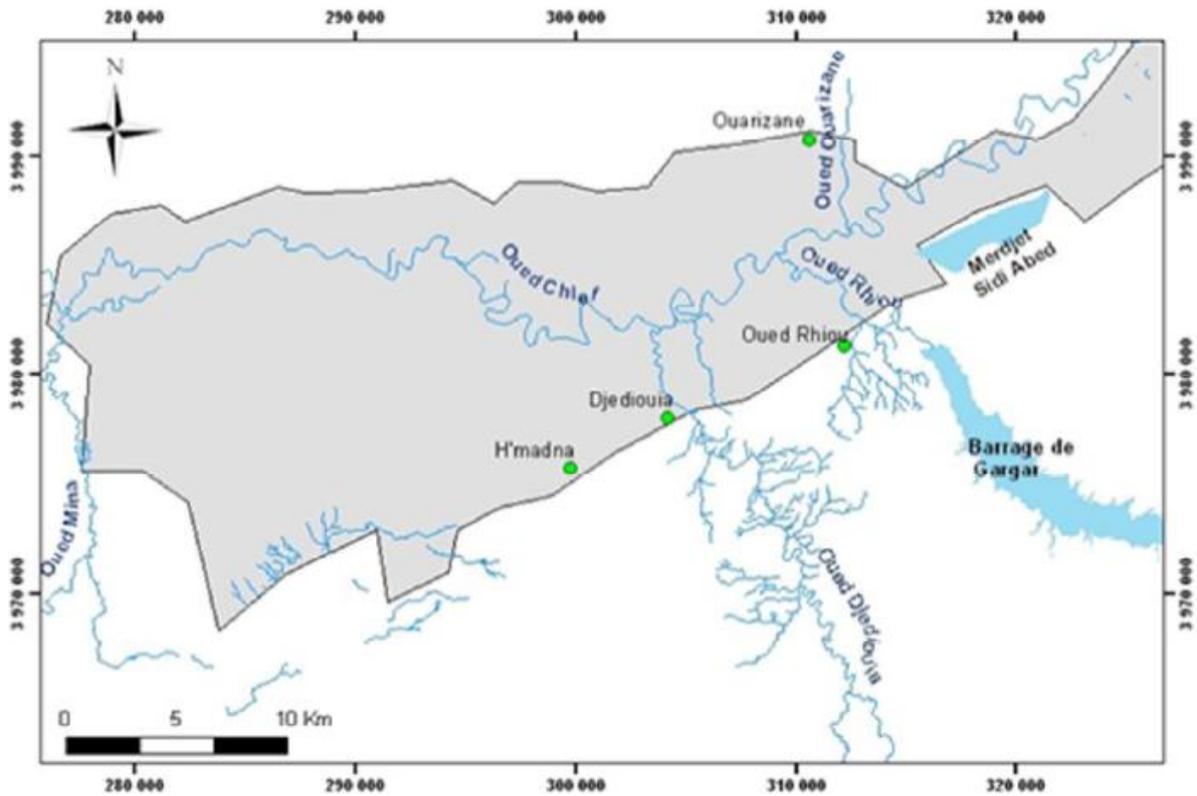
Malgré les potentialités moyenne en eaux existantes dans la plaine du Bas Cheliff, l'absence d'une politique d'aménagement et de gestion rationnelle fait que les agriculteurs de la plaine souffrent d'un manque d'eau important pour irriguer leurs cultures (Douaoui, 2005 ; Bradai, 2012).

### II.10.1. Ressources en eau superficielle

L'oued Cheliff qui draine la zone d'étude de l'Est vers l'Ouest sur une distance de 55Km représente avec ces affluents comme Oued Rhio, Oued Djediouia et Oued Ouarizane, le principal réseau hydrographique de la région (fig. 19) qui sert à l'irrigation des terres agricoles de la région (Yahiaoui, 2016). Dans la parties Est de la zone d'étude, il existe deux retenues principales :

- La retenue de la Merdjjet Sidi Abed : c'est un réservoir naturel hors cours d'eau d'une capacité de 50 Hm<sup>3</sup> (INSID, 2008) située à la valle de la colline de partage, elle remplit en hiver essentiellement par dérivation des eaux de l'oued Cheliff et par les eaux de pluies au vu de sa morphologie concave d'une profondeur de 3 mètres en moyenne ;

- Le barrage de Gargar sur l'oued Rhiou : d'une capacité théorique de 450 Hm<sup>3</sup> (INSID, 1998), c'est l'un des plus grands barrages d'Algérie, utilisé pour l'irrigation et pour la consommation en eau potable.



**Figure 19. Réseau hydrographique de la plaine du Bas Cheliff (Douaoui et Hartani, 2007)**

Les cours d'eau de la plaine du Bas Cheliff présentent une qualité d'eau généralement médiocre mais elle reste variable selon le débit d'écoulement où la salinité de l'eau dans l'Oued Rhiou varie entre 0,5 g/l environ pour les débits les plus forts et 2 g/l pour les débits d'étiage (Bradai, 2012).

Les autres paramètres de qualité d'eau montrent que les eaux dans la retenue de Mrdjet Sidi Abed sont plus médiocres que celles du Barrage Gargar (fig. 20) en particulier pour les mesures de la demande Chimique en oxygène (DCO) et la demande biochimique en oxygène (DBO<sub>5</sub>).

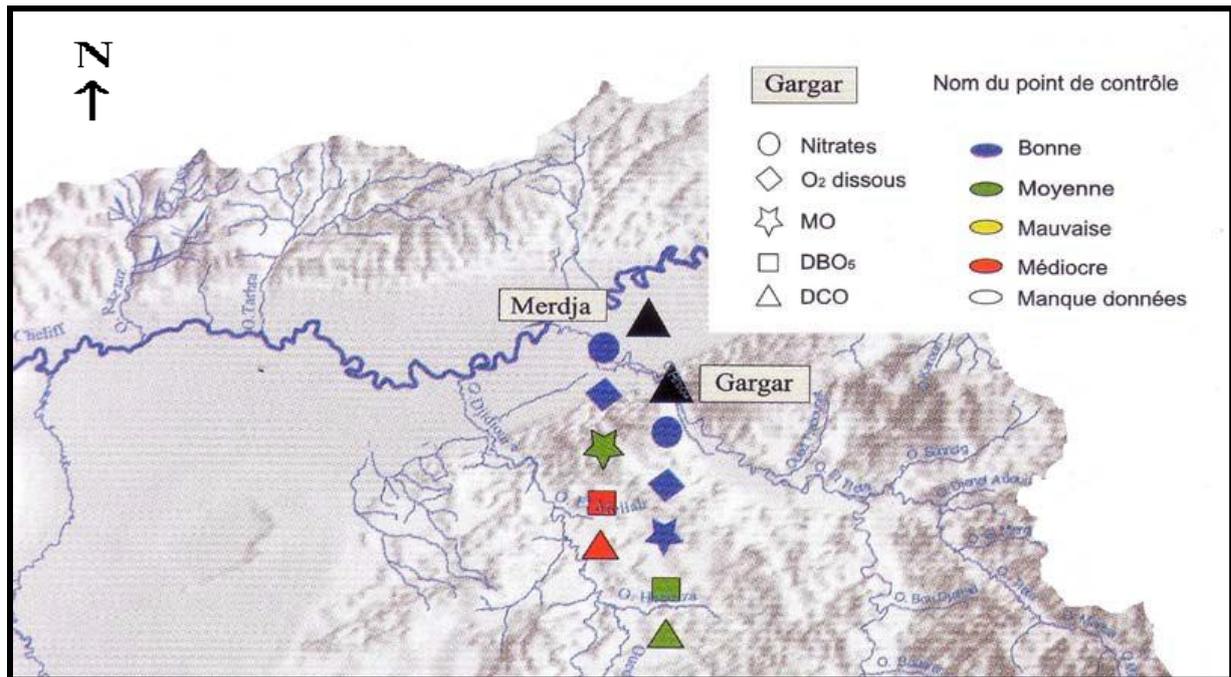


Figure 20. Qualité des eaux des barrages de Gargar et de Merdjjet Sidi Abed (Source : Agence des bassins hydrographiques, Chlef-Zahrez (ABH-CZ, 2006))

### II.10.2. Ressource en eaux souterraines

La nappe alluviale représente la source en eaux souterraine la plus importante dans la plaine du Bas Cheliff avec une potentialité de 12 Hm<sup>3</sup> (fig. 21). Selon les relevés piézométrique effectuées par l'ANRH sur la partie est de la plaine, l'écoulement des eaux souterraines est orienté vers la direction Nord-Ouest et l'oued Cheliff constitue l'axe de drainage de la nappe. Les principaux aquifères de la région d'étude sont :

- Le Miocène calcaire : affleure le long de la limite sud de la plaine. Les descriptions lithologiques ont montré l'existence de zones de fracture productives entre 37 et 60 m de profondeur ;
- Le Pliocène marin : c'est une suite d'argiles et de marnes avec des couches minces de grès qui affleurent au nord de la plaine. On le retrouve dans la région de Ouarizane à plus de 55 m de profondeur et dans la région de Sebkhet Benziane à plus de 400 m de profondeur ;
- Le Quaternaire-Pliocène continental : il est formé de sédiments à base d'argile, de marnes et des lits de sables, de graviers et de conglomérats. La profondeur de ces forages est très variable selon les régions où elle peut aller jusqu'à 300 m alors que la moyenne est de 70 m. (Douaoui, 2005).

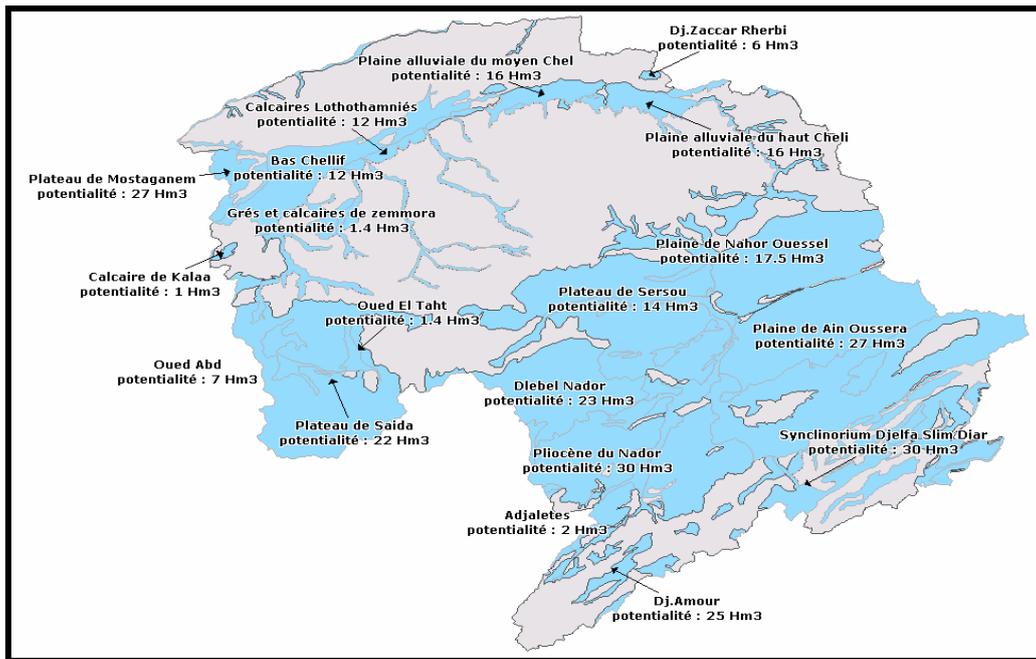


Figure 21. Ressources en eaux souterraines dans le bassin hydrographique Chlef Zahrez. (ABH-CZ, 2006)

### II.11. Périmètres irrigués

La plaine du Bas Cheliff compte plusieurs périmètres où l'irrigation des cultures est fréquente, dont les plus importants sont : le périmètre de Oued Rhiou, le périmètre de Ouarizane, le périmètre de Djédouia, le périmètre Hmadna et le périmètre de Guerouaou (fig. 22).

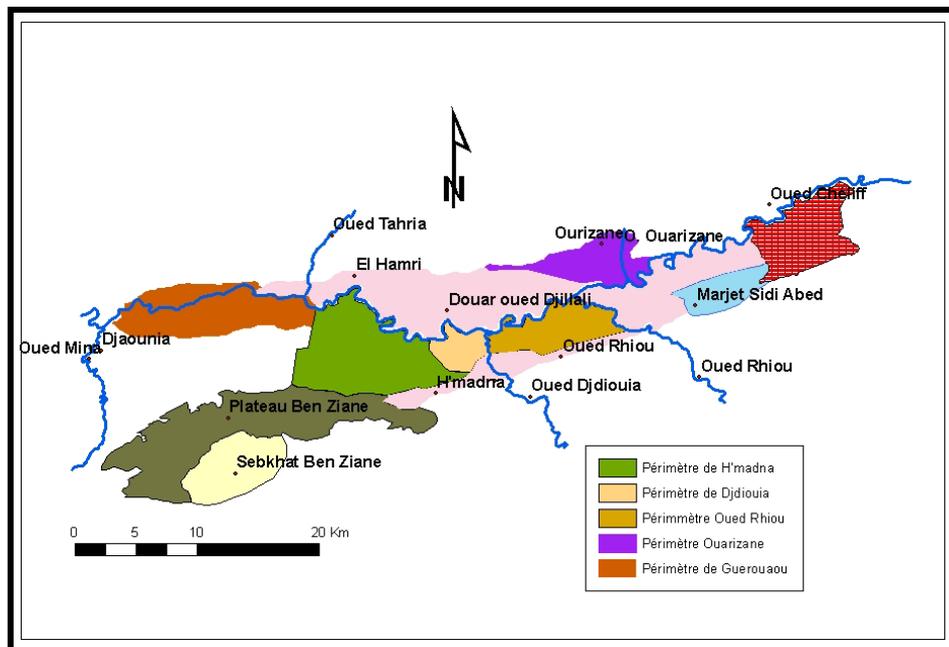


Figure 22. Principaux périmètres irrigués de la plaine du Bas Cheliff (Bradaï et Hartani, 2007).

Selon (Bradaï *et al.*, 2016), la quantité totale d'eau stockée dans les deux barrages de la région reste insuffisante pour maintenir une irrigation satisfaisante pour les pratiques agricoles surtout avec la sécheresse qui frappe sévèrement ces dernières années. En plus, ces barrages doivent fournir de l'eau potable pour les zones urbaines de la région. Ce problème, ainsi que la mauvaise gestion en termes de pertes d'eau par les canaux de distribution (20 % de l'eau totale) et l'augmentation du nombre de la population, a contraint plusieurs agriculteurs à utiliser les eaux souterraines pour irriguer leurs cultures, en utilisant le pompage même illégal. Le problème est encore aggravé lorsque on sait que la qualité générale de ces eaux souterraines est médiocre avec une CE moyenne = 2,73 dS.m-1 (Douaoui et Hartani, 2007 ; Bradaï *et al.*, 2016), inutilisable pour irrigation (USSLS, 1954).

## II.12. Conclusion

La plaine du Bas Cheliff se situe à l'extrême Nord-Ouest du bassin versant du Cheliff. Elle se caractérise par un climat semi-aride qui tend de plus en plus vers l'aridité avec une longue saison sèche (plus de 7 mois). Les précipitations annuelles faibles qui tombent pendant des durées très courtes et aux températures élevées commencent à partir du mois d'avril jusqu'au mois d'octobre.

Ces conditions climatiques sévères obligent les agricultures à utiliser les eaux souterraines potentiellement salées dans l'irrigation accélérant la salinité d'origine géologique primaire des sols de la zone d'étude. Cette salinisation des sols représente le phénomène de dégradation du milieu le plus répandu dans la plaine et elle détermine l'occupation des sols dans des grandes superficies de la plaine en particulier les types de végétations qu'elles soient naturelles ou cultivées où les plantes halophytes représentent la végétation naturelle la plus dominante dans la plaine principalement dans la partie ouest de la zone d'étude. Dans les périmètres irrigués de la zone d'étude, beaucoup de cultures sont cultivées parmi lesquelles on peut trouver l'arboriculture, les céréales, les cultures maraichères et fourragères et des cultures halophytes comme l'artichaut.

Les ressources en eau de la plaine du Bas Cheliff sont insuffisantes pour satisfaire les besoins de la région en irrigation et en consommation potable surtout avec les saisons de sécheresse pendant cette dernière décennie, ce qui rend nécessaire de trouver d'autres ressources hydriques telles que le dessalement des eaux de mer d'autant plus que la mer méditerranéenne est proche de la zone d'étude.

*Chapitre III. Matériel  
et Méthodes*

### III. Matériel et méthodes

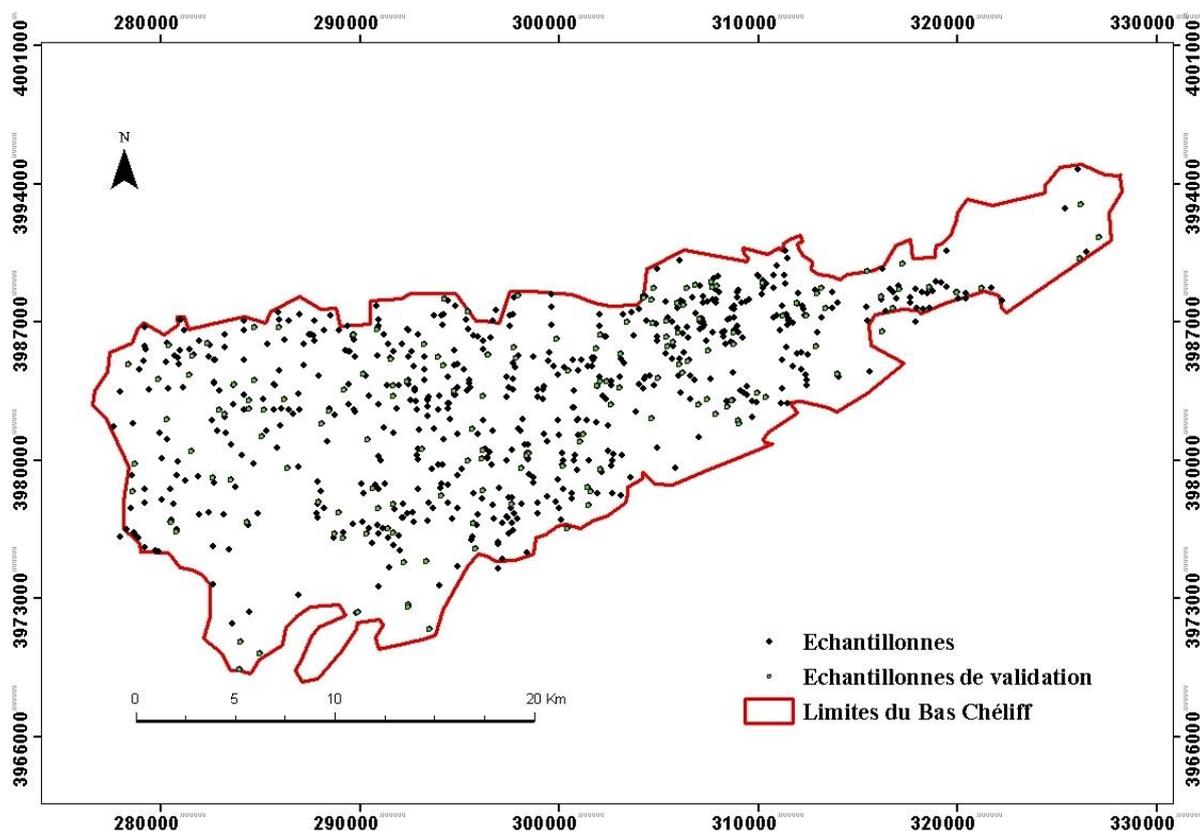
Le principal objectif ciblé dans ce chapitre est d'adopter une méthode fiable pour l'estimation et la cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff, en utilisant les outils géostatistiques, les données de télédétection et les Réseaux de Neurones artificiels (RNA) d'une part, et d'évaluer l'effet des paramètres topographiques et spectro-topographiques sur la salinité des sols en appliquant les RNA d'une autre part.

#### III.1. Données utilisées

Pour atteindre les objectifs de ce travail trois types de données ont été utilisées : les données de terrain par l'échantillonnage, les données des images satellitaires et les données topographiques.

##### III.1.1. Les données de terrains

Un ensemble de 796 échantillons prélevés dans l'horizon de 0 à 20 cm, sur une grande partie de la superficie de la plaine (fig. 23), ont été préparés au laboratoire pour les mesures de la conductivité électrique (CE) de l'extrait de la pate saturée.



**Figure 23. Plan d'échantillonnage des 796 point dans la plaine du Bas Cheliff**

Le tableau n°06 présente la répartition des échantillons sur les différentes classes de salinité selon la classification USSL., 1954. Ce tableau montre que la classe des sols moyennement salés ( $8 - 16 \text{ dS.m}^{-1}$ ) est la plus représentée dans l'ensemble des échantillons

avec un pourcentage de 39.20 %, alors que les échantillons dont la salinité est faible (0 - 4 dS.m<sup>-1</sup>) se manifestent sur près d'un tiers (29.15%). Le reste est réparti entre les sols faiblement salés avec 17.34 % et les sols très salés avec le taux le plus faible de 14.32%.

**Tableau 06. Répartition des échantillons sur les classes de salinité.**

<i>CE (dS.m<sup>-1</sup>)</i>	<i>Nombre d'échantillons</i>	<i>(%)</i>
<b>0 – 4</b>	232.00	29.15
<b>4 – 8</b>	138.00	17.34
<b>8 – 16</b>	312.00	39.20
<b>&gt; 16</b>	114.00	14.32
<b>Total</b>	<b>796.00</b>	<b>100.00</b>

Cette répartition est bien respectée lors de la phase du validation des résultats d'interpolation et d'estimation de la salinité des sols de la plaine par les trois méthodes utilisés dans ce travail ( tab. 07), où les classes de salinité ont presque les mêmes pourcentages, obtenus sur l'ensemble des échantillons dans le tableau n°06 avec, toutefois, un changement de pourcentage entre les sols faiblement salés et les sols très salés.

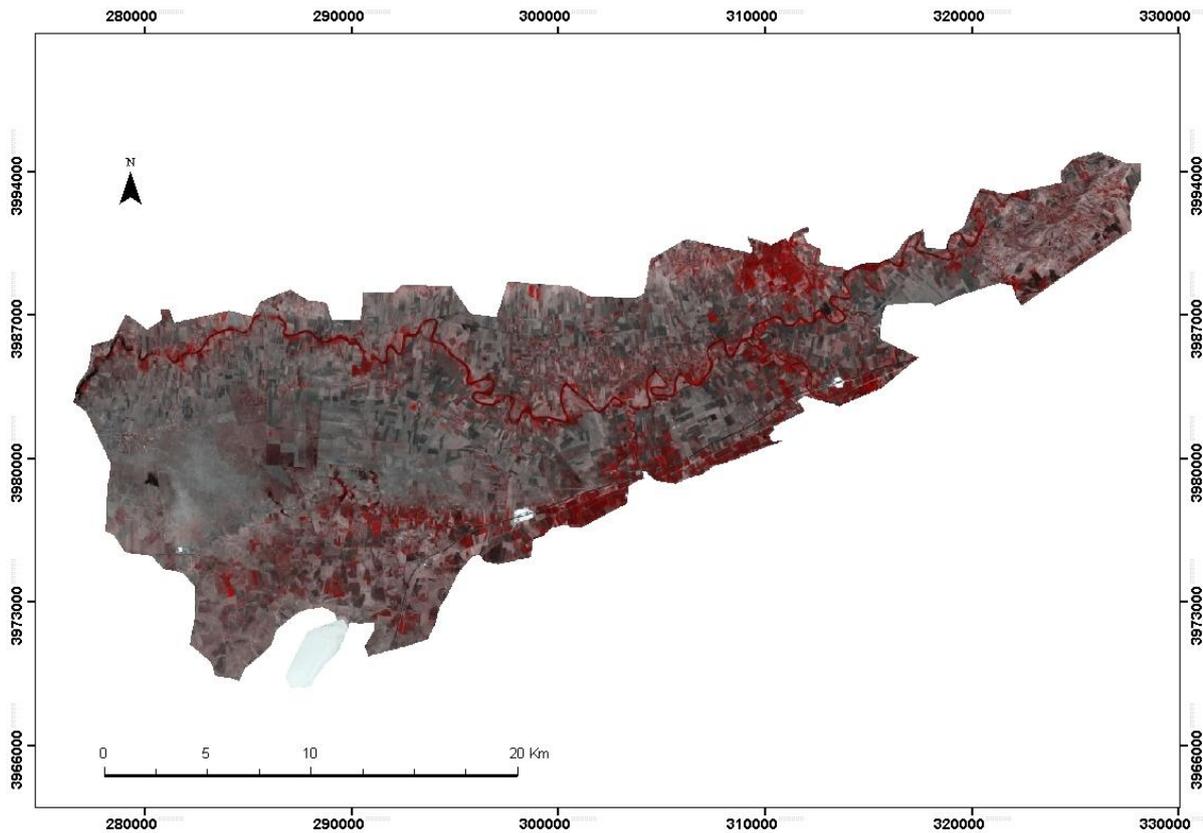
**Tableau 07. Répartition des échantillons de validation sur les classes de salinité.**

<i>CE (dS.m<sup>-1</sup>)</i>	<i>Nombre d'échantillons</i>	<i>(%)</i>
<b>0 – 4</b>	44	27.5
<b>4 – 8</b>	23	14.4
<b>8 – 16</b>	60	37.5
<b>&gt; 16</b>	33	20.6
<b>Total</b>	<b>160</b>	<b>100.0</b>

### III.1.2. Données des images satellitaires

Une image satellitaire de type Landsat 8-OLI, prise en août 2015, a été téléchargée (EarthExplorer - NASA, 2017) et utilisée dans ce travail. Pour bien visualiser cette image (fig. 24), on a attribué une fausse coloration (R : rouge, V : verte, B : bleu) aux trois bandes B3, B4, B5, de l' image afin de mieux discriminer les trois objets de surface (Sols, végétation et eau) (Douaoui *et al.*, 2006b), cette coloration repose sur :

R	→	La bande spectrale B5 (Proche infrarouge)
V	→	La bande spectrale B4 (Rouge)
B	→	La bande spectrale B3 (Verte)



**Figure 24. Image satellitaire brute de type Landsat 8-OLI, d'Aout 2015 de la plaine du Bas Cheliff (EarthExplorer - NASA, 2017)**

Cette image prise en saison estivale montre une concentration du couvert végétal (en rouge) localisé uniquement le long de l'oued Chlef et dans les périmètres irrigués de Ouarizane, Oued Rhiau, Djediouia et H'mmadna, où dominent les cultures d'été et l'arboriculture conduite sous irrigation (fig. 24).

Cette image a été téléchargée de la source avec une correction atmosphérique (NASA, 2013) où chaque pixel a une valeur de réflectance qui représente l'énergie qu'un objet de surface réfléchit réellement au capteur du satellite selon l'équation suivante (Chander *et al.*, 2009) :

$$\rho = \frac{\pi \cdot L_{\lambda} \cdot d^2}{ESUN_{\lambda} \cdot \sin[\pi \cdot (SE/180)]} \quad (11)$$

Avec,  $\rho$  est la réflectance TOA (Top of Atmosphere),  $L_{\lambda}$  = la luminance spectrale émise par le capteur du satellite ( $\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \text{mm}^{-1}$ ),  $d^2$  = distance carrée terre-soleil en unité astronomique  $[1 - 0.01674 \cos(0.9856 (JD-4))]^2$ ; JD est le Jour Julien (nombre de jours de l'année) au moment de la prise de l'image;  $ESUN_{\lambda}$  = rayonnement d'insolation moyenne exo-atmosphérique ( $\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{mm}^{-1}$ ) and SE est le degré d'élévation solaire lors de la prise de l'image (degré).

Les images du Landsat 8-OLI se caractérisent par la présence 11 bandes spectrales divisées en deux types grâce à la présence de deux instruments dans le Landsat 8-OLI : OLI (Operational Land Imager) caractérisé par une résolution spatiale de 30 m (Tab. 08) et TIRS (Thermal Infrared Sensor) qui présente une résolution spatiale de 100 (Lloyd, 2013).

**Tableau 08. Les bandes spectrales OLI et TIRS du Landsat 8-OLI.**

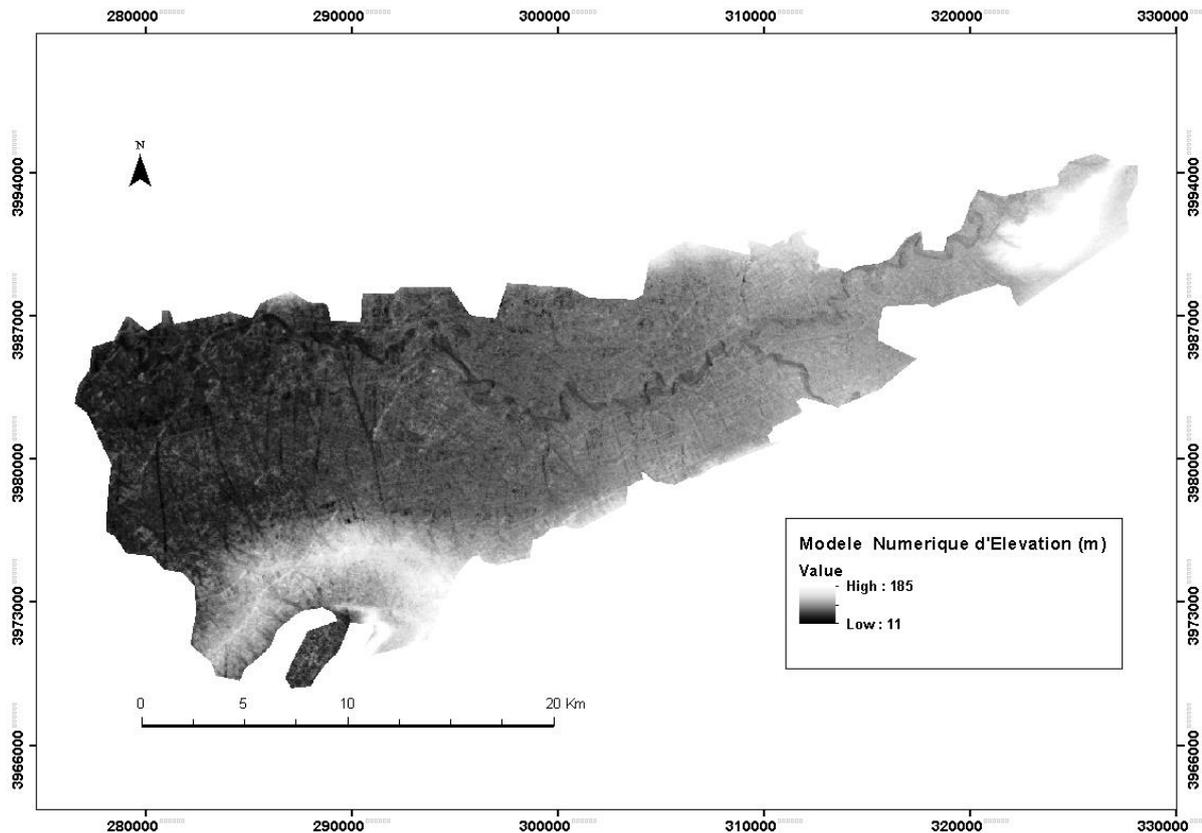
Bandes	Spectre ( $\mu\text{m}$ )	Nuance	Résolution (m)
1	0.435 - 0.451	Coastal / Aérosol	30
2	0.452 - 0.512	Bleu	30
3	0.533 - 0.590	Vert	30
4	0.636- 0.673	Rouge	30
5	0.851 - 0.879	PIR	30
6	1.566 - 1.651	MIR-1(SWIR-1)	30
7	2.107 - 2.294	MIR-2(SWIR-2)	30
8	0.503 - 0.676	Pan (niveau de gris)	15
9	1.363 - 1.384	Cirrus	30
10	10.60-11.19	TIR-1	100
11	11.50-12.51	TIR-2	100

Pour les calculs des différents indices de salinité et l'apprentissage des différents RNAs créés dans ce travail, l'analyse des corrélations et les différents calculs statistiques, une extraction des valeurs de réflectance est appliquée directement avec le logiciel ERDAS imagine 9.3 (Geosystems, 2008). Le fichier ainsi exporté de type \*.asc sera transformé en utilisant le logiciel Surfer 8.0, cette extraction a permis de voir un fichier de 796 point avec leurs coordonnées géographiques et leurs données spectrales des bandes de l'image satellitaire ainsi que les données de conductivité électrique mesurées au laboratoire.

Après la création d'un RNA, une autre étape d'extraction des valeurs de réflectance est réalisée pour la totalité des pixels de l'image satellitaire du Bas Cheliff et une valeur de CE sera estimée pour chaque pixel par l'application du RNA créée.

### III.1.3. Données topographiques

Un Modèle Numérique d'Élévation (MNE) de type ASTER GDEM (fig. 25) disponible sur le site "<http://urs.earthdata.nasa.gov>" est utilisé dans ce travail. Le géo-référencement a été fait avec la projection UTM WGS-84, Zone 31 Nord. Ce MNE présente une résolution spatiale de 30m, en coïncidence parfaite avec la résolution spatiale de l'image satellitaire (30 m aussi), ce qui facilite les travaux d'apprentissage des RNAs créés dans ce travail.



**Figure 25. Modèle Numérique d'Élévation de type ASTER GDEM, de la plaine du Bas Cheliff (EarthExplorer - NASA, 2017)**

En se basant sur ce MNE, les paramètres topographiques à savoir l'altitude, la pente, l'exposition de la pente, sont calculés et cartographiés par l'utilisation de l'outil "Spatial Analyst" de Arc-Gis 10.2.2 (ESRI ArcGIS, 2014).

En utilisant les cartes des différents paramètres topographiques avec le fichier Excel contenant les 796 points échantillonnés et par l'application de l'outil extraction dans le module "Spatial Analyst" d'Arc-Gis 10.2.2. (ESRI ArcGIS, 2014), un fichier Excel contenant les coordonnées géographiques (X, Y) des 796 points échantillonnés avec les valeurs de CE, d'altitude, de pente, de l'exposition de la pente, est obtenu.

Ce fichier peut se rattacher avec le fichier Excel des valeurs de réflectance (les mêmes coordonnées géographiques des 796 points échantillonnés) obtenues de l'image satellitaire, pour créer un fichier Excel global qui comprend : les coordonnées géographiques des 796 points échantillonnés, leurs valeurs de CE mesurée au laboratoire, leurs valeurs de réflectances des bandes spectrales de l'image satellitaire, leurs valeurs topographiques d'altitude, de pente, d'exposition de pente.

Ce fichier global sera utilisé pour l'apprentissage et la validation des différents réseaux de neurones artificiels créés dans ce travail dont l'objectif est d'estimer la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff et de comprendre le rôle que jouent les paramètres topographiques vis à vis la salinité des sols.

### III.2. Estimation de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff

Afin d'estimer la salinité des sols dans la zone d'étude, trois outils sont utilisés dans ce travail à savoir ; les techniques d'interpolation par krigeage, les indices de salinité (Télé-détection) et les réseaux de neurones artificiels.

#### III.2.1. Krigeage

L'interpolation spatiale de la salinité des sols a été effectuée par l'application de deux méthodes de krigeage (Simple, Ordinaire), dans les deux cas, le krigeage permet de prévoir la valeur de la variable régionalisée à interpoler  $Z_e$  (CE estimée), en un site non échantillonné des coordonnées géographiques  $x_0$  avec une combinaison linéaire des valeurs des échantillons les plus voisins  $Z_i$  (CE mesuré au laboratoire) (Baillargeon, 2005).

Avec l'utilisation du logiciel Variowin 2.2 (Pannatier, 1995), un variogramme ajusté avec un modèle théorique (Gaussien, Exponentiel, Sphérique.....), choisi lors du travail selon le nuage du points des semi-variance  $\gamma(h)$  par rapport à la distance (pas) de calcul  $h$ , sur  $N(h)$  exprimant le nombre de couples des points de mesures ( $x_i, x_i+h$ ) distants de  $h$ , avec l'équation suivante (Douaoui, 2005) :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(x) - z(x+h)]^2 \quad (12)$$

Ce variogramme permet de définir trois caractéristiques, de la structure spatiale de la variable aléatoire à interpoler dite régionalisée ( la CE estimée dans notre cas) (Douaoui, 2005) :

- L'effet de pépite : c'est une discontinuité à l'origine due à la présence d'une distance entre les couples de points qui tend vers zéro, il est considéré comme une variation à très courte échelle et peut être aussi du à des erreurs de localisation, erreurs d'analyse et précision analytique ;
- La portée : est une distance au delà de laquelle deux observations ne sont plus corrélées (covariance nulle). A cette distance ( $h$ ), la valeur du variogramme correspond à la variance de la variable aléatoire et le modèle d'ajustement atteint le palier ;
- Le palier : c'est l'écart le plus grand en moyenne entre deux variables aléatoires, dont le modèle d'ajustement des valeurs de la semi-variance tend vers une asymptote.

Deux types de krigeage sont appliqués dans ce travail pour estimer la salinité des sols dans la zone d'étude par l'application de la géostatistique, le krigeage simple et le krigeage ordinaire.

### III.2.1.1. Krigeage simple

Ce krigeage est utilisé pour l'estimation de la salinité des sols dans la région d'étude en se basant sur la modélisation de la fonction aléatoire suivante :

$$CE_e = m + \sum_{i=1}^n \lambda_i (CE_i - m) \quad (13)$$

Où :

$CE_e$  : Valeur de la CE estimée.

$CE_i$  : Valeur de la CE observée.

$m$  : La moyenne des valeurs de la CE à estimer.

$\lambda_i$  : Le poids associé à chacune des valeurs des CE observées.

### III.2.1.2. Krigeage Ordinaire

Pour cette méthode de Krigeage, la moyenne ( $m$ ) est inconnue et constante localement, sur le voisinage de krigeage (Matheron, 1969). Le Krigeage ordinaire a été appliqué pour l'estimation de CE dans la plaine du Bas Cheliff, sous l'hypothèse de la stationnarité intrinsèque avec le modèle suivant:

$$CE_e = \sum_{i=1}^n \lambda_i CE_i \quad (14)$$

A la base des résultats issus de l'interpolation de la CE par les deux méthodes de krigeage, en utilisant les outils d'analyse en géostatistique (Geostatistical Analyst) d'Arc-GIS 10.2.2 (ESRI ArcGIS, 2014), deux cartes de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff ont été établies.

### III.2.2. Indices de salinité des sols

Pour estimer la salinité des sols dans la zone d'étude à la base des valeurs des réflectance de l'image satellitaire Landsat OLI-8, plusieurs indices sont trouvés dans la bibliographie partant du principe que la combinaison entre les réponses spectrales des sols et de la végétation sont fonction de la salinité dans la plaine du Bas Cheliff (Douaoui, 2005).

Dans ce travail quatre indices de salinité sont utilisés pour estimer et cartographier par la suite la salinité dans la plaine du Bas Cheliff. Ces indices sont les suivants :

- Indice de salinité de Khan ( $IS_{khan}$ ), (Khan et al, 2001)

$$IS_{khan} = \text{racine} (V \times R)$$

- Normalized Differential Salinity Index (NDSI) (Chandana *et al.*, 2004),

$$NDSI = (R - PIR) / (R + PIR) ;$$

- Indice de Salinité de Douaoui *et al.*, 2006 ;

$$IS = \text{racine}(R^2+V^2) ;$$

- Indice de salinité visible infra rouge (ISvir) (Douaoui et Lépinard, 2010),

$$IS_{\text{vir}} = 2V-(R+PIR).$$

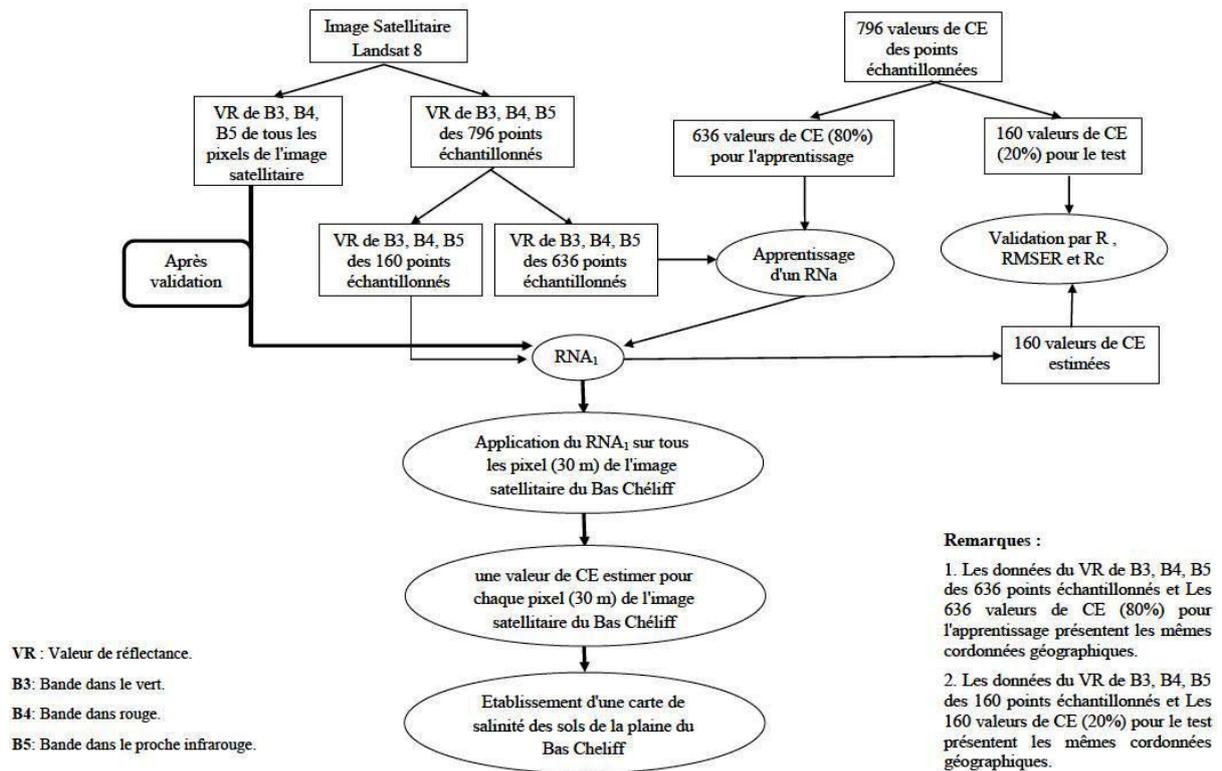
Pour tous les indices on a :

R : Rouge ; V : Vert ; PIR : proche infrarouge.

### III.2.3. Réseaux de Neurones Artificiels

Pour estimer la salinité des sols, un réseaux de neurones artificiels (RNA<sub>1</sub>) (fig. 26) a été créé avec l'utilisation du logiciel Matlab R2010a (Matlab, 2010), en se basant sur les données de salinité de terrain (796 échantillons) et les données satellitaires (Landsat 8-OLI). Pour cela, les données de terrains de la CE ont été confrontées avec les données spectrales des bandes qui discriminent au mieux la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff ; B3 dont le vert, B4 dont le rouge et B5 dont le proche infrarouge (Douaoui *et al.*, 2006b; Yahiaoui *et al.*, 2015) où les données spectrales sont appliquées comme des inputs du RNA<sub>1</sub> et les données de CE comme cible (Output) à estimer par le RNA<sub>1</sub> (fig. 26).

Cette base de données (796 point échantillonnées avec leurs coordonnées géographiques, les valeurs de CE mesuré au laboratoire, les données spectrales des 3 bandes B3-B4-B5) a été divisée de façon à avoir 80 % (n = 636) pour l'apprentissage du réseau et 20 % (n = 160) pour la validation des résultats des CE estimées issues de ce RNA<sub>1</sub> (fig. 26), tout en respectant le taux de chaque classe de salinité dans la totalité de la base de données (Tableau 06 et 07).



**Figure 26. Méthode d'estimation et de cartographie de la salinité des sols par l'utilisation du RNA<sub>1</sub> sur la base des données de télédétection**

Il existe de nombreux type de réseaux de neurones artificiels (Yang *et al.*, 2017). Le réseau utilisé dans ce travail est les perceptrons multicouches entraînés par rétro-propagation (Feed-foward backprop), avec les paramètres suivants:

**III.2.3.1. Fonction d'activation** : la fonction hyperbolique

Cette fonction est non linéaires et avec une forme asymptotique. Elles travaillent comme des amplificateurs non linéaires du signal (Kanellopoulos et Wilkinson, 1997). La fonctions d'activation de la tangente hyperbolique (fig. 27) permet de compresser la sortie de neurone dans un intervalle [-1,1] afin d'éviter les valeurs très grandes qui se propagent dans le réseau (Tertois, 2003). L'utilisation d'une fonction d'activation non linéaire est nécessaire si on veut obtenir un modèle statistique non linéaire. Avec la fonction hyperbolique, le transfert de l'information entre deux neurones *i* et *j*, appartenant à deux couches successives est basé sur les équations suivantes (Ghedira, 2002) :

$$S_j = f(I_j) \tag{15}$$

$$I = \sum_{i=0}^n (W_{ij} \times S_i) \tag{16}$$

$$f(x) = \tanh(x) \approx \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (17)$$

où

$S_i$  : La valeur à la sortie du neurone<sub>i</sub>

$S_j$  : La valeur à la sortie du neurone<sub>j</sub>

$f$  : La fonction d'activation

$w_{ij}$  : Le coefficient de pondération (poids) entre les neurones  $i$  et  $j$

$I_j$  : La valeur à l'entrée du neurone<sub>j</sub>

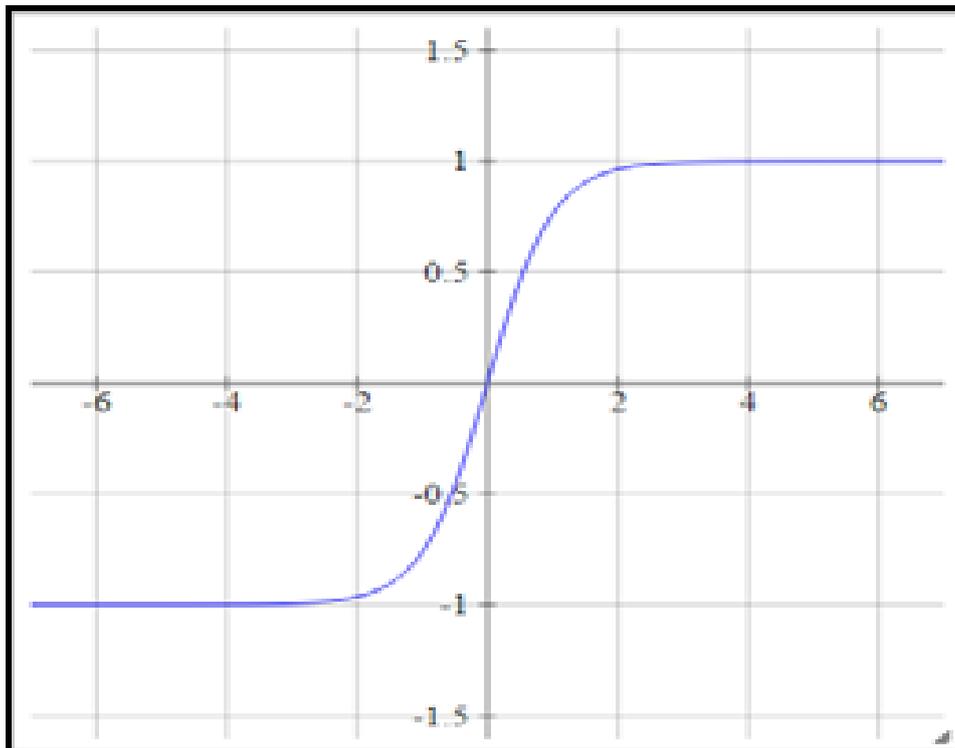
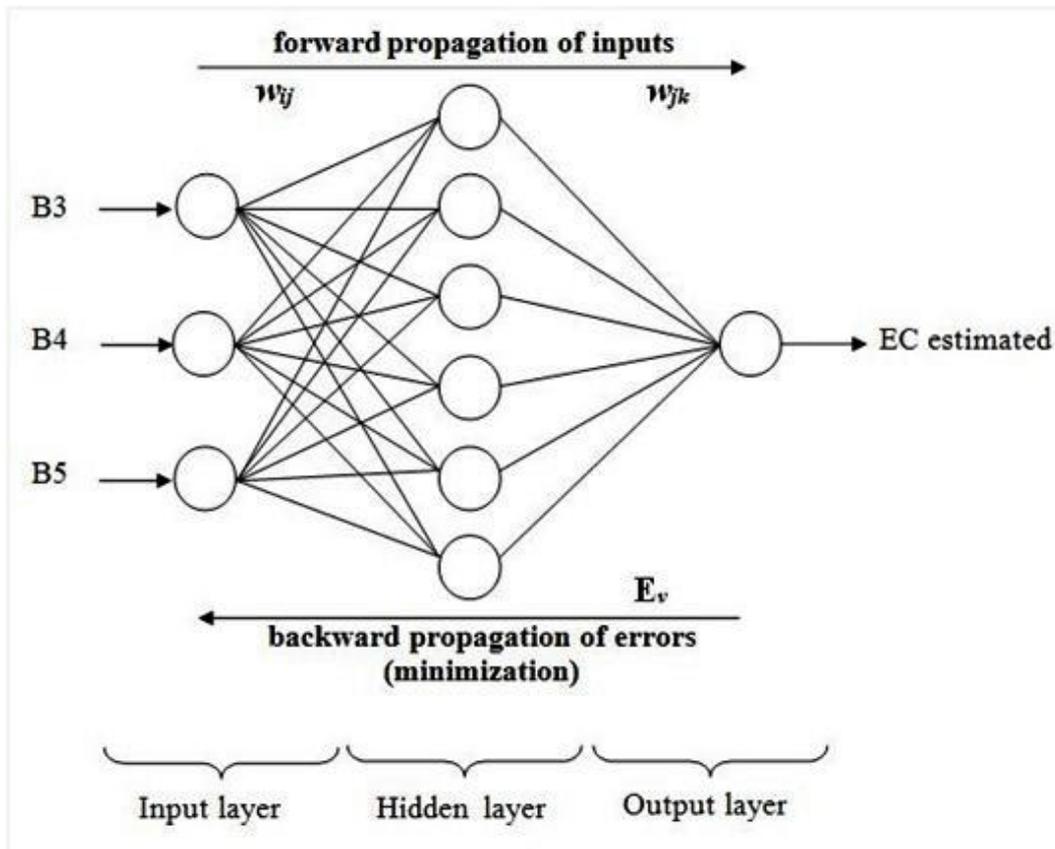


Figure 27. Fonction d'activation de tangente hyperbolique (Ghedira, 2002).

### III.2.3.2. Nombre de couches (ou de niveaux)

Dans un réseau de neurones multicouches, les neurones sont organisés en couches successives (fig. 28). Chaque neurone d'une couche reçoit des signaux de la couche antérieure et transmet le résultat aux neurones de la couche postérieure (Entrée-Sortie). Avec cette configuration, la couche d'entrée reçoit les valeurs de réflectance des bandes (B3, B4, B5) et la couche de sortie fournit les valeurs de la CE estimées. Les autres couches qui se trouvent entre la couche d'entrée et la couche de sortie sont appelées couches cachées. Après plusieurs répétitions dans notre travail, trois couches ont été retenues pour l'apprentissage du RNA<sub>1</sub> dont la couche cachée contient le double du nombre de neurone de la couche d'entrée ( six neurones), ce qui confirme les travaux effectués par Kanellopoulos et Wilkinson, 1997. Pour

un réseau multicouche, le premier niveau caché doit contenir idéalement un nombre de neurones compris entre le double et le triple des neurones de niveau d'entrée.



**Figure 28. Architecture du Réseau de Neurones Artificiel 1 (RNA<sub>1</sub>) estimant la CE à la base des données spectrales (B3, B4, B5).**

*W<sub>ij</sub>*: facteur de poids entre les neurones *i* et *j*; *E<sub>v</sub>*: Erreur quadratique pour un pixel de l'image Landsat 8-OLI.

### III.2.3.3. Algorithme d'apprentissage (Entraînement) :

L'apprentissage se fait par l'algorithme de la retro-propagation du gradient basé sur l'algorithme de Levenberg-Marquand (TRAINLM). Avec cet algorithme, selon les valeurs d'entrées qu'il reçoit, un neurone détermine leur valeur de sortie (leur réponse). Cette correspondance entre les entrées d'un neurone et les sorties des neurones de la couche précédente est pondérée par un facteur de poids ( $w_{ij}$ ) qui caractérise le lien entre deux neurones  $i$  et  $j$  (fig. 28) (Chang et Islam, 2000). L'algorithme de rétro-propagation permet aussi d'estimer la correction à faire pour un poids ( $w_{ij}$ ) défini ; cette correction permet de minimiser l'erreur quadratique moyenne  $E_v$  entre la sortie calculée par le réseau ( $S_{c,j}$ ) et la sortie désirée ( $S_{d,j}$ ) de neurone  $j$  (fig. 28) L'erreur  $E_v$  est calculée pour chaque donnée (valeurs de CE) appartenant au group d'apprentissage par l'équation suivante (Ghedira. 2002) :

$$E_v = \frac{1}{2} \sum (S_{d,j} - S_{c,j}) \quad (18)$$

#### III.2.3.4. Fonction de performance :

Pour minimiser les erreurs commises lors de l'apprentissage du réseau, la fonction de l'erreur quadratique moyenne dite en anglais "Mean Squar Error" (MSE), est utilisée pour l'évaluation de la performance du réseau créé. Après la création et l'apprentissage de ce réseau, leur application sur tous les pixels de l'image satellitaire a permis d'estimer la salinité des sols pour chaque pixel (chaque 30 mètre) dans la plaine du Bas Cheliff.

Tous les RNAs créés dans ce travail sont testés avec plusieurs coefficients de taux d'apprentissage ( $\eta$ ) pour éviter les sous-apprentissages et/ou les sur-apprentissages de ces RNAs.

A la base de ces résultats, en utilisant un système d'information géographique (SIG) de type Arc-GIS 10.2.2 (ESRI, 2014), une carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff a été établie.

### III.3. Evaluation de l'effet des paramètres topographiques sur la salinité des sols

Avec les mêmes paramètres du réseau précédent (fonction hyperbolique comme fonction d'activation, trois niveaux dans l'architecture du réseau, Algorithme d'apprentissage: Retro-propagation du gradient basé TRAINLM et MSE comme fonction de performance), trois (3) autres réseaux ont été créés pour estimer la corrélation entre la salinité des sols et les dérivés du MNE de la zone d'étude à savoir l'altitude (Z), la pente (S) et l'exposition de la pente (A).

Dans le deuxième réseau RNA<sub>2</sub> quatre (4) neurones représentant les quatre paramètres topographiques ont été affectés pour le niveau d'entrée, huit (8) neurones (double du niveau d'entrée) pour le niveau caché et un neurone pour le niveau de sortie représentant la CE comme une cible, dont 80% des données sont utilisées pour l'apprentissage et les 20% restantes pour la validation du réseau. (fig. 29)

Le troisième réseau RNA<sub>3</sub> se focalise sur l'altitude et la pente pour estimer leurs corrélations avec les données de la CE où le niveau d'entrée est alimenté par deux (2) neurones (données d'altitude et de la pente), quatre neurones pour le niveau caché et un neurone pour le niveau de sortie (CE). Le partage de la base de données entre l'apprentissage et la validation est toujours maintenu (80% vs 20%) (fig. 29)

Le RNA<sub>4</sub>, a été créé pour évaluer la corrélation entre la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff et les données d'altitude (Z) et de la pente (S) combinés avec les valeurs de réflectances des trois bandes (B3, B4, B5), dont 5 neurones (Z, S, B3, B4, B5) sont affectés au premier niveau, 10 neurones au niveau caché et 1 seul neurone représentant de la cible estimée CE en maintenant toujours le même pourcentage d'apprentissage et de validation respectivement de 80 % et de 20 % (fig. 29)

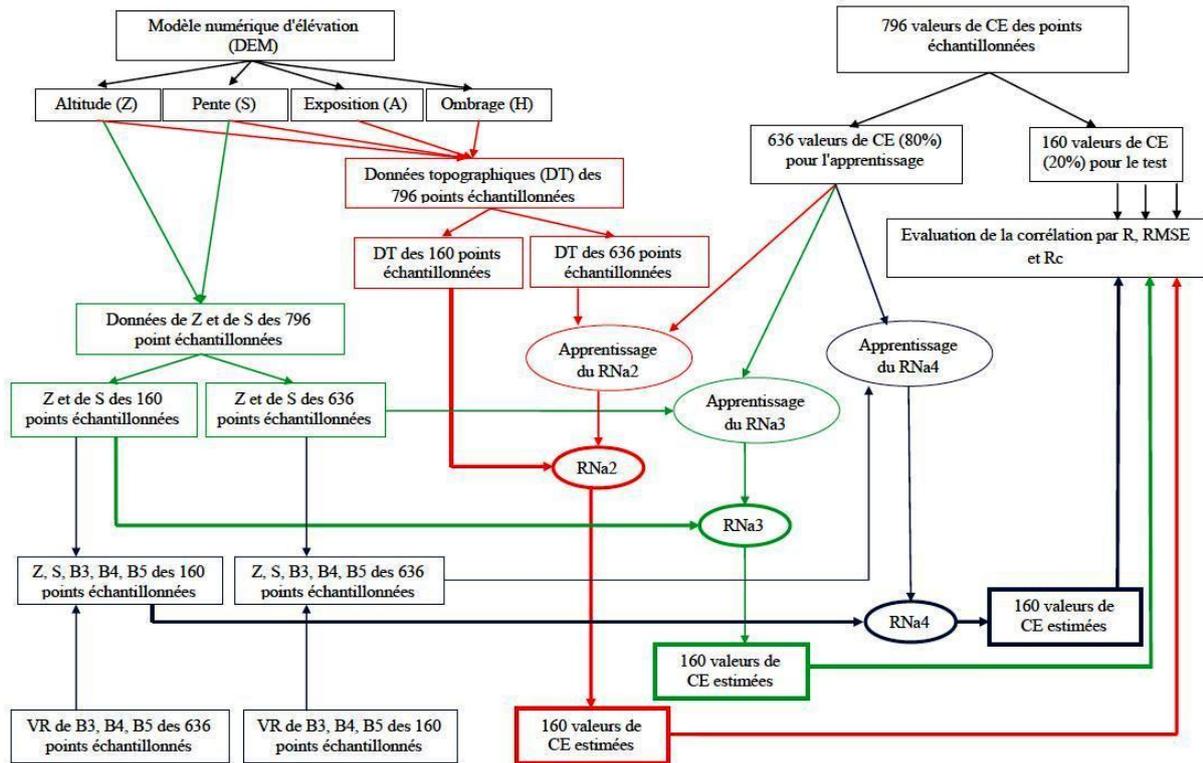


Figure 29. Méthode d'évaluation de la corrélation entre les données (topographiques et spectro-topographique) et les données de la salinité du Bas Cheliff.

### III.4. Validation statistique

Le nombre de 160 (20%) points échantillonnés a été retenu et utilisé pour la validation des résultats des différentes méthodes d'estimation de la salinité des sols du Bas Cheliff à savoir les deux méthodes de krigeage, les indices de la salinité et le RNA<sub>1</sub> (fig. 26) d'une part et la validation des résultats des corrélations entre la salinité des sols et les paramètres topographiques (RNA<sub>2</sub>, RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub>) (fig. 29) d'autre part.

En se basant sur les résultats de cette validation, des confrontations ont été faites entre les valeurs de CE estimée et celle mesurée sur les 160 échantillons prélevés pour évaluer les performances de ces différentes méthodes d'estimation. Cette évaluation est exprimée par des équations de régressions linéaires multiples basées sur les critères suivants:

- Coefficient de corrélation (Boughorbel *et al.*, 2017) :

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (19)$$

- Racine de l'erreur quadratique moyenne (Chai et Draxler, 2014) :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}} \quad (20)$$

- Coefficient de concordance de Lin (Lawrence et Lin, 1989) qui permet de déterminer la concordance entre les valeurs de CE mesurées et celles estimées (tab. 09).

$$R_c = \frac{2R S_x S_y}{(\bar{x} - \bar{y})^2 + S_x^2 + S_y^2} \quad (21)$$

**Tableau 09. Interprétation des valeurs du coefficient de concordance de Lin (CC Lin) (Partik *et al.*, 2002).**

Valeur du Rc	Interprétation de la concordance
< 0,50	Inacceptable
0,51-0,60	Très médiocre
0,61-0,70	Médiocre
0,71-0,80	Satisfaisant
0,81-0,90	Assez bon
0,91-0,95	Très bien
> 0,95	Excellent

- Le rapport de la performance à l'écart (en anglais the Ratio of Performance to Deviation, RPD) représente un paramètre statistique permettant l'évaluation d'un modèle d'estimation selon la classification suivante : Excellents modèles lorsque  $RPD > 2$  ; modèles équitables lorsque  $1,4 < RPD < 2$  ; et modèles non fiables lorsque  $RPD < 1,4$  (Kapper *et al.*, 2012).

$$RPD = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{n-1}}}{RMSE} \quad (22)$$

Où :

$n$  : Nombre de point de validation ;

$x_i$  : Valeurs de CE réelles;

$y_i$  : Valeurs du CE estimé;

$\bar{x}$  : Moyenne des valeurs du CE réelles

$\bar{y}$  : Moyenne des valeurs du CE estimées;

$S_x$  : Variance des valeurs du CE réelles ;

$S_y$  : Variance des valeurs du CE estimés

## *Chapitre IV.*

*Application de la géostatistique pour l'estimation et la cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff*

#### **IV. Application de la géostatistique pour l'estimation et la cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff**

Le présent chapitre est conçu pour la cartographie de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff, en utilisant deux méthodes de la géostatistique ; le krigeage simple (KS) et le krigeage ordinaire (KO). Ces deux méthodes d'interpolation sont utilisées pour décrire la structure spatiale de la salinité des sols dans la zone d'étude et pour faire une estimation spatiale de cette salinité en se basant sur l'application de la théorie de la variable régionalisée (Matheron, 1965).

Les objectifs principaux visés dans ce chapitre sont :

- Analyser la distribution spatiale de la CE dans la plaine du Bas Cheliff par la cartographie de la salinité des sols dans cette plaine, en utilisant les deux méthodes de KS et KO.
- Faire une évaluation statistique des deux méthodes dont l'objectif d'identifier la plus adéquate pour la cartographie de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff.

##### **IV.1. Statistique descriptive des données**

Le tableau 10 présente un résumé statistique des valeurs de CE. L'ensemble de données de 796 échantillons a montré une moyenne de 8,78 dS.m<sup>-1</sup> dans une plage entre 0,06 et 68,32 dS.m<sup>-1</sup>. Les données ont également montré une variabilité élevée avec une variance importante de 109,98 dS.m<sup>-1</sup>.

**Tableau 10. Résumé statistique des valeurs de CE**

<b>Paramètres</b>	<b>Valeur</b>
Nombre d'observation	796
Moyenne	8.78
Minimum	0.06
Maximum	68.32
Variance	109.98

Cette variabilité élevée des données de CE a confirmé la nécessité d'une estimation prudente et fiable par la mise en œuvre de techniques de cartographie appropriées, en se basant ici sur l'interpolation spatiale par krigeage.

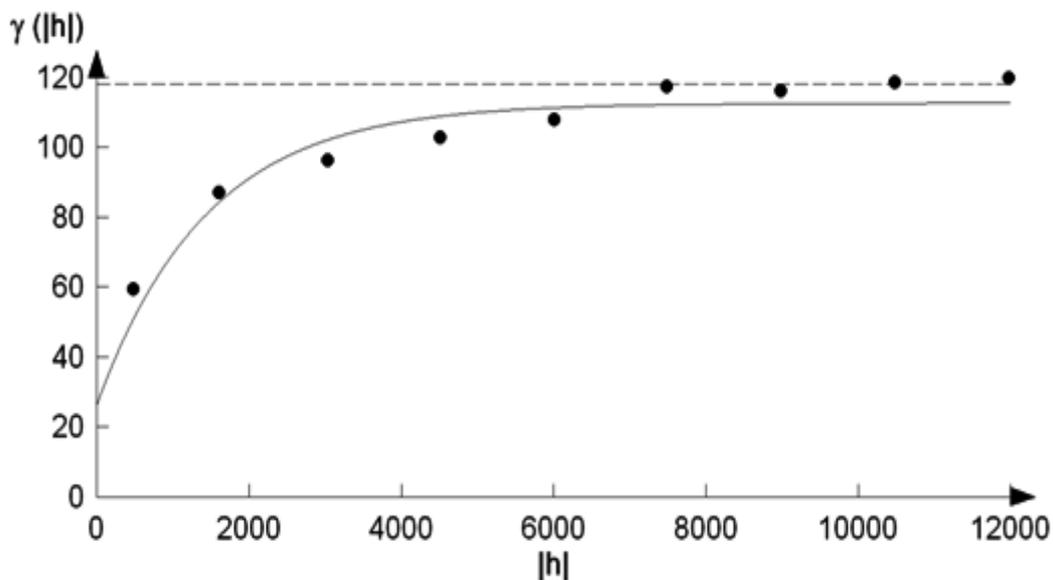
##### **IV.2. Analyse variographique de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff**

La structure de la dépendance spatiale d'une fonction aléatoire (variable aléatoire) est rarement connue (Baillargeon, 2005). La variographie est une étape indispensable en

géostatistique préalable au krigeage ; elle permet de comprendre le comportement spatial d'une variable régionalisée qui est la CE dans notre cas.

La variographie permet d'obtenir les différents types de variogrammes dont les paramètres sont utilisés pour décrire la variabilité spatiale et établir des cartes de salinité des sols dans la zone d'étude par les deux types de krigeage.

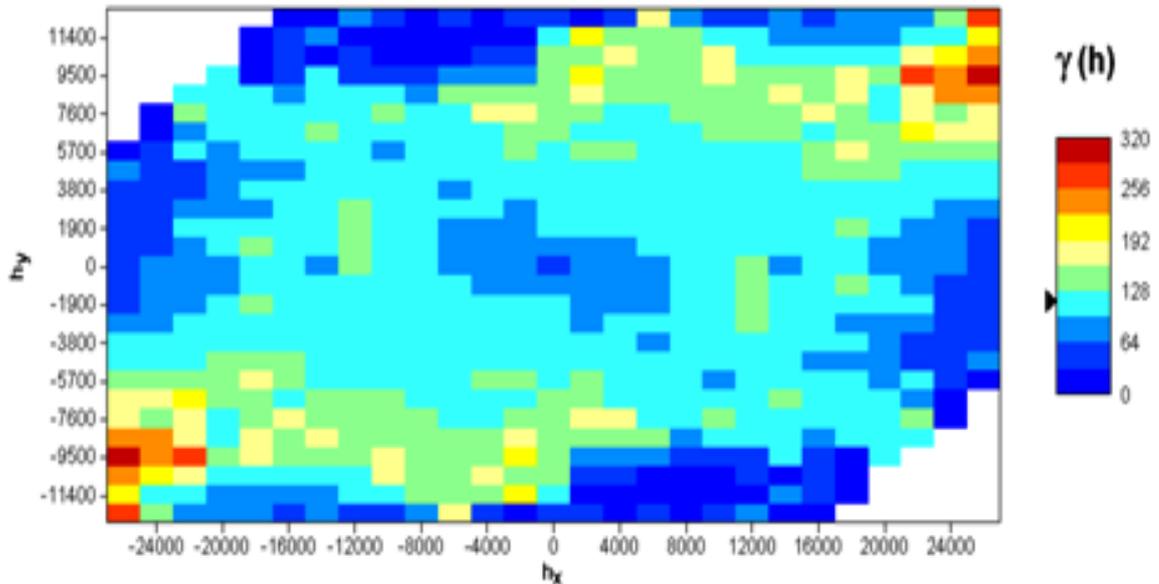
Un variogramme expérimental moyen a été calculé sur une distance de 12 km avec des classes distantes de 1500 m. Ce variogramme a été ajusté par un modèle exponentiel avec un effet de pépite de  $28.4 \text{ (dS.m}^{-1}\text{)}^2$ , un palier de  $86.4 \text{ (dS.m}^{-1}\text{)}^2$  et une portée de 4320 m (fig. 30). Ces trois paramètres vont être utilisés pour établir des cartes de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff.



**Figure 30. Variogramme moyen de la CE estimé par l'ensemble des points et ajustement d'un modèle exponentiel (Effet pépite =  $28.4 \text{ (dS.m}^{-1}\text{)}^2$ ; Palier =  $86.4 \text{ (dS.m}^{-1}\text{)}^2$ ; Portée = 4320)**

Un variogramme surfacique (fig. 31) a été calculé avec 13 classes et avec des espacements de 2000 m et de 950 m respectivement pour X et Y. Il montre l'existence d'une anisotropie dans la direction  $110.5^\circ$  (Nord Ouest - Sud Est) (fig. 31). Cette anisotropie, déterminée par le logiciel Arc-Gis, qui est égale à 1,06 n'est certes pas très importante, mais témoigne d'une auto-corrélation meilleure entre les points dans cette direction.

Les valeurs élevées de semi-variance (gamma) traduisant une forte dissimilarité indiquent que la continuité spatiale est faible dans la direction (Nord Est - Sud Ouest). Donc la continuité spatiale n'est pas identique et elle n'est pas toujours bonne dans la plaine du Bas Cheliff.



**Figure 31. Variogramme surfacique de la conductivité électrique**

Les paramètres obtenus de la variographie (Effet pépite =  $28.4 \text{ dS.m}^{-1}$  ; Palier =  $86.4 \text{ dS.m}^{-1}$  ; Portée = 4320; Anisotropie la direction  $110.5^\circ$  (NO-SE) = 1.06) sont utilisés dans un environnement SIG (Arc-GIS) pour l'interpolation de la CE dans la plaine du Bas Cheliff par le krigeage.

### **IV.3. Cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff par KS**

La carte établie par krigeage simple (fig. 32) montre que les sols fortement touchés par la salinité ( $>16 \text{ dS.m}^{-1}$ ) présentent une superficie très faible et elle apparaît dans la partie centrale de la plaine, alors que les sols moyennement salés ( $8 - 16 \text{ dS.m}^{-1}$ ) se localisent principalement dans la dépression de Gaa et se prolongent vers l'ouest de la zone d'étude et au sud du périmètre irrigué de Ouarizane. Cette classe apparaît également au nord de la retenue de Merdjet Sidi Abed.

La classe des sols faiblement salés ( $4 - 8 \text{ dS.m}^{-1}$ ), la plus abondante dans la plaine du Bas Cheliff, se propage dans le nord des parties ouest et centre de la plaine et au nord des périmètres irrigués de Djdiouia et Oued Rhiou. Cette classe est constatée aussi dans la partie Est de la zone d'étude, excepté la colline de partage où dominent les sols non salés ( $0 - 4 \text{ dS.m}^{-1}$ ). Cette dernière classe est constatée aussi à travers les périmètres irrigués de Ourizane, Djdiouia, Oued Rhio, Garaou et les sols du plateau et de Sebkhath Benziane.

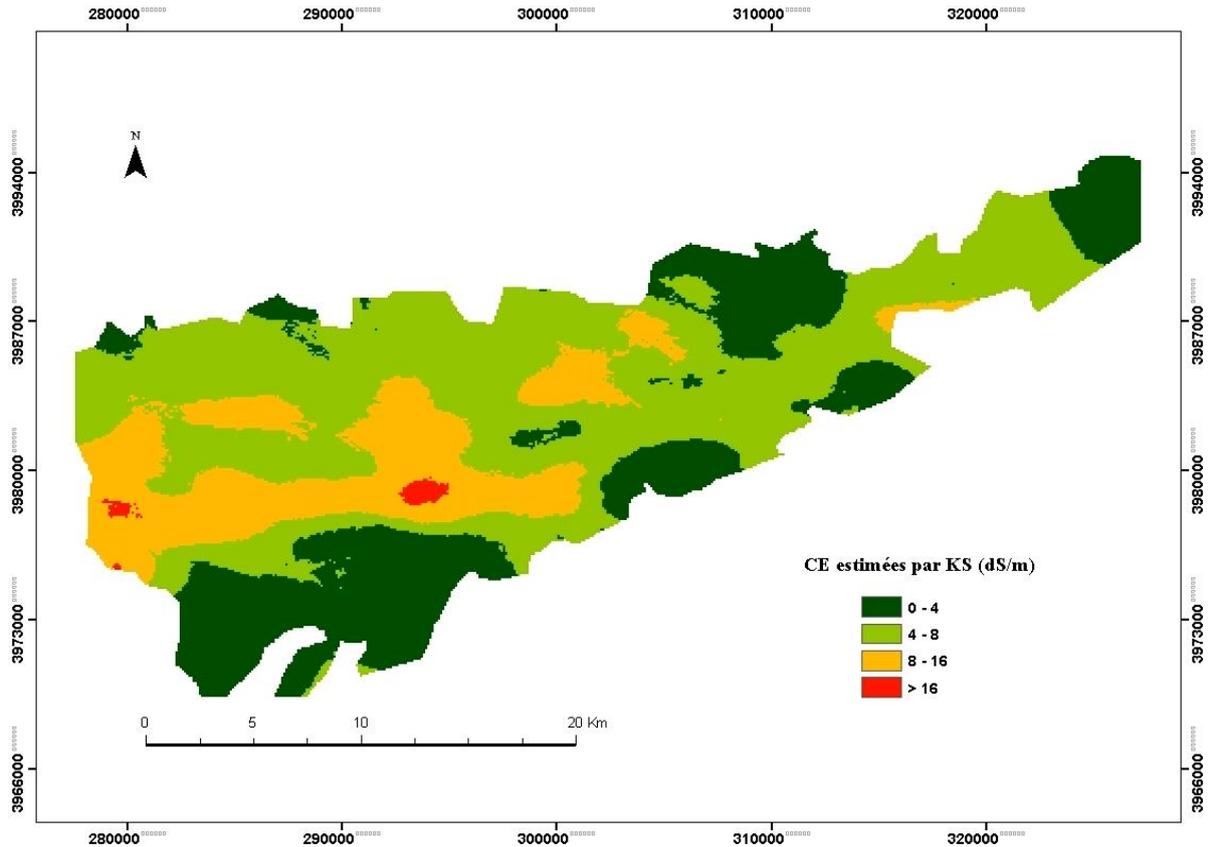


Figure 32. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff classée en 4 groupes établie par le KS

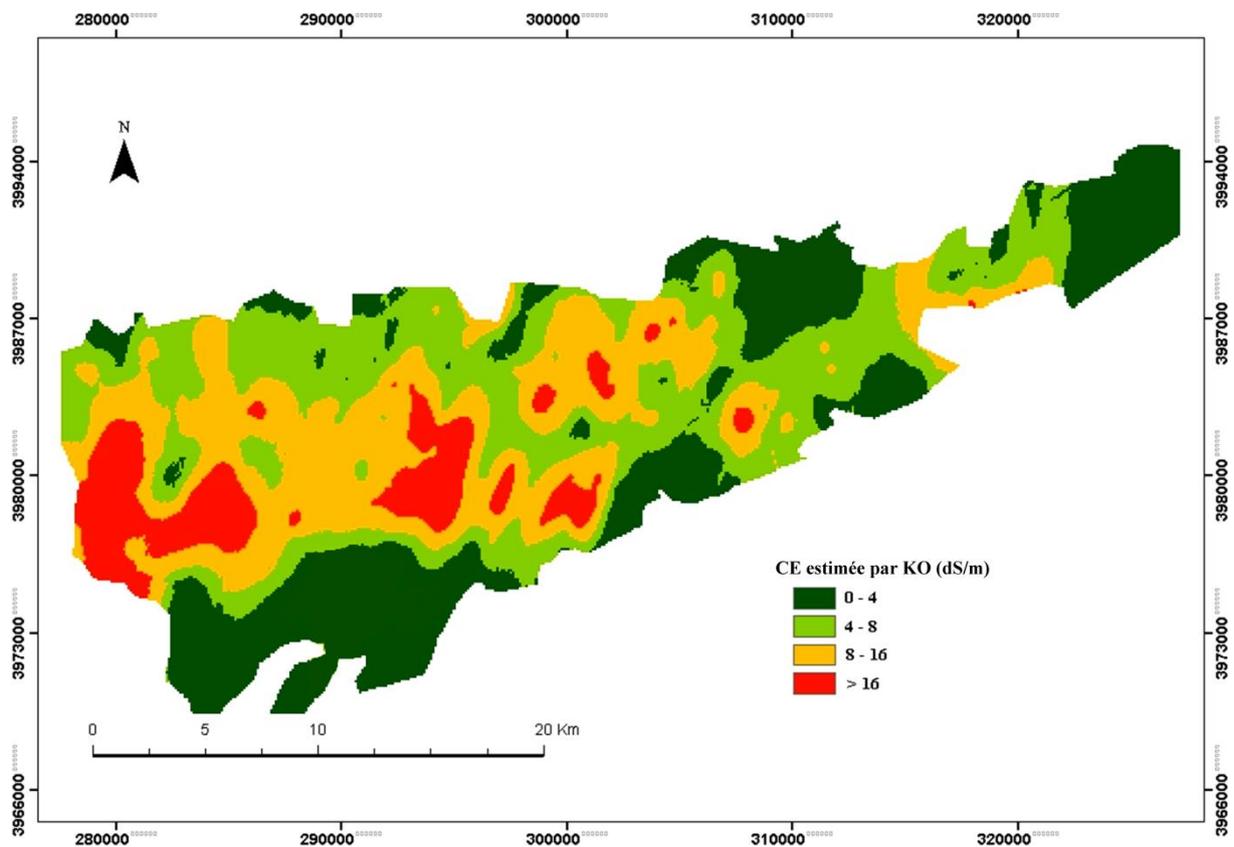
En se basant sur la carte de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par le KS, les superficies de chaque classe de salinités sont calculées (tab. 11). Il peut être constaté qu'une superficie élevée de 25110.2 ha (41.9%) présente des sols non salés ( $0 - 4 \text{ dS.m}^{-1}$ ), alors que le reste de la plaine (plus de 52% de la superficie totale) montre des sols touchés par la salinité qui se distribuent sur les différentes classes de salinité. La classe des sols faiblement salés ( $4 - 8 \text{ dS.m}^{-1}$ ) présente la superficie la plus élevée avec un taux de 43.3% de la superficie totale de la plaine et la classe des sols moyennement salés ( $8 - 16 \text{ dS.m}^{-1}$ ) s'étale sur 8417.5 ha (14%), tandis que les sols fortement salés ( $> 16 \text{ dS.m}^{-1}$ ) ne représentent que quelques centaines d'hectares (tab. 11).

Tableau 11. Superficies des classes de salinité issues du KS

<i>CE (dS.m-1)</i>	<i>Superficie (ha)</i>	<i>(%)</i>
<b>0 - 4</b>	25110.2	41.9
<b>4 - 8</b>	26028.5	43.3
<b>8 - 16</b>	8427.5	14.0
<b>&gt; 16</b>	421	0.7
<b>Total</b>	<b>59 987.2</b>	<b>100</b>

#### **IV.4. Cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff par KO**

La carte de salinité établie par cette méthode du KO (fig. 33) montre que les sols très salinisés se concentrent principalement dans la dépression de Gaa et dans la partie centrale de la plaine, alors que la classe de sols moyennement salés ( $8 - 16 \text{ dS.m}^{-1}$ ) s'étend dans la partie centrale de la plaine et au nord du barrage "Merdjjet Sidi Abed", tandis que les sols faiblement salés ( $4 - 8 \text{ dS.m}^{-1}$ ) se produisent principalement dans la partie nord-ouest de la plaine et au nord du plateau de Benziane, en plus dans la partie Est de la zone d'étude, à l'exception de la «Coline de Partage». Enfin, les sols non salés ( $0 - 4 \text{ dS.m}^{-1}$ ) sont principalement présents sur les périmètres irrigués de la plaine (Ouarizane, Oued Rhio, Djédiouia, Garaou) et dans le sud-ouest de la plaine (Plateau de Benziane et Sebkhath Benziane).



**Figure 33. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff classée en 4 groupes établie par le KO**

Cette méthode montre que 52.9% (tab. 12) des sols de la plaine du Bas Cheliff sont touchés par la salinité avec des degrés différents. La classe des sols faiblement salés ( $4 - 8 \text{ dS.m}^{-1}$ ) se propage sur plus de 26 % des terres de la plaine avec une superficie de 15731.8 ha, alors que les sols moyennement salés se manifestent sur près de 20% (11 943.2 %) de la superficie totale de la zone d'étude, tandis que une faible superficie de 4 080.2 (6.8%) représente les sols fortement salés ( $> 16 \text{ dS.m}^{-1}$ ). Finalement les sols non salés ( $0 - 4 \text{ dS.m}^{-1}$ ) représentent la classe dominante dans la plaine, avec une superficie de 28 232.0 ha se qui représente 47.1% (tab. 12) de la superficie totale de la plaine du Bas Cheliff.

Tableau 12. Superficies des classes de salinité issues du KO

CE ( $dS.m^{-1}$ )	Superficie (ha)	(%)
0 – 4	28 232.0	47.1
4 – 8	15 731.8	26.2
8 – 16	11 943.2	19.9
> 16	4 080.2	6.8
<b>Total</b>	<b>59 987.2</b>	<b>100</b>

#### IV.5. Evaluation statistique de l'estimation de la CE par le KS et le KO

Un nombre de 160 échantillons (20%) est choisi parmi l'ensemble des points d'échantillonnage des valeurs de la CE réelles mesurés au laboratoire, dont l'objectif est de valider l'estimation de la salinité des sols dans la zone d'étude par les deux méthodes de krigeage utilisés dans ce travail (fig. 34).

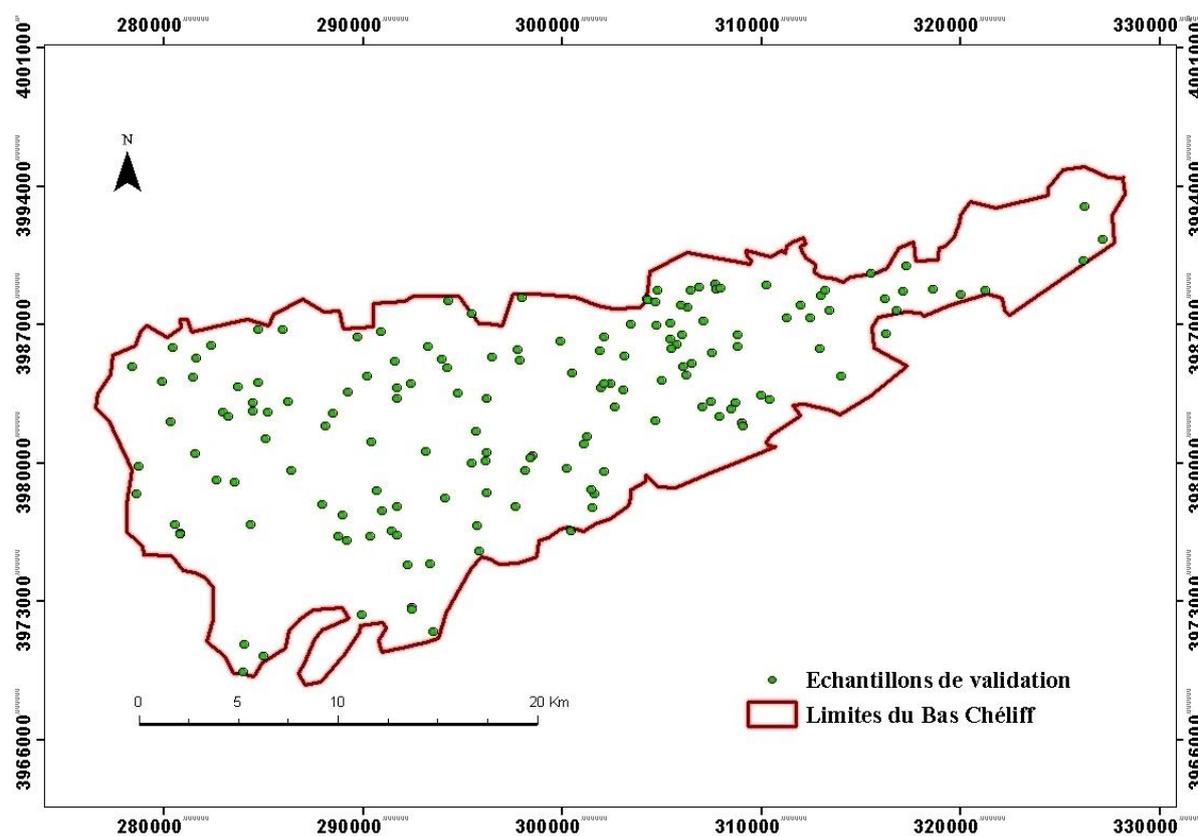


Figure 34. Positionnement géographique des 160 échantillons de validation

Le tableau n°13 montre une légère surestimation des valeurs faibles de la CE et des sous-estimations importantes des valeurs élevées de la CE de la plaine du Bas Cheliff, pour les deux méthodes de krigeage.

#### **Chapitre IV. Application de la géostatistique pour l'estimation et la cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff**

---

La sous-estimation des valeurs élevées de la CE est importante pour les deux méthodes mais avec une augmentation dans le cas du KS que le KO. Ceci est expliqué par une moyenne et une variance (7.97 ; 19.92) des valeurs de CE estimées par le KO plus élevées que celles du KS (6.11 ; 8.35). En plus, la présentation de Sebkhata Benziane comme une zone non salée alors qu'elle est connue par la présence d'une croûte salée à la surface durant la période estivale confirme la sous-estimation de la CE par ces deux méthodes de krigeage simple et ordinaire.

Il faut, toutefois, rappeler que cette sous-estimation de la salinité de la sebkha est due à l'absence de l'échantillonnage dans cette région de la zone d'étude, ce qui explique la forte dépendance des méthodes de krigeage à la densité d'échantillonnage.

Les valeurs inférieures de la moyenne et de la variance des CE estimées par les deux méthodes de krigeage par rapport à la moyenne et la variance des CE mesurées au laboratoire, montre un lissage important des valeurs de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff, engendré par l'interpolation de la CE issues des deux méthodes de Krigeage (fig. 35 et fig. 36).

**Tableau 13 : Statistiques des valeurs de la CE mesurées et estimées par le KS et le KO.**

	<b>Min</b>	<b>Max</b>	<b>Moyenne</b>	<b>Variance</b>
<b>CE</b>	0.12	67.41	8.45	91.59
<b>CE (KS)</b>	1.22	15.27	6.11	8.35
<b>CE (KO)</b>	0.23	22.03	7.97	19.92

Les valeurs de la CE estimées par le KS pour les 160 échantillons de validation, sont confrontées avec leurs valeurs réelles mesurées au laboratoire (fig. 35). Cette confrontation montre une corrélation linéaire faible ( $r = 0.48$ ) et ce malgré sa significativité au seuil de 5% (tab. 14).

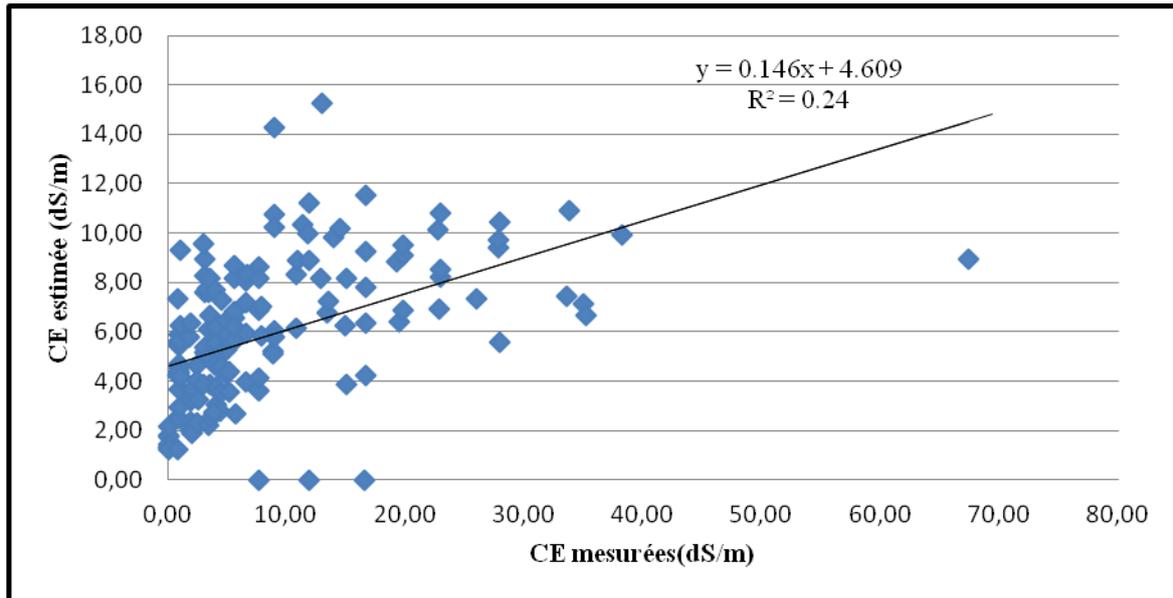


Figure 35. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le KS.

La validation statistique par la confrontation des valeurs de la CE mesurées au laboratoire avec les valeurs de la CE estimées par le KO montre une corrélation linéaire significative (au seuil de 5%) moyenne (fig. 36) avec un coefficient de corrélation  $r = 0.62$  (tab. 14).

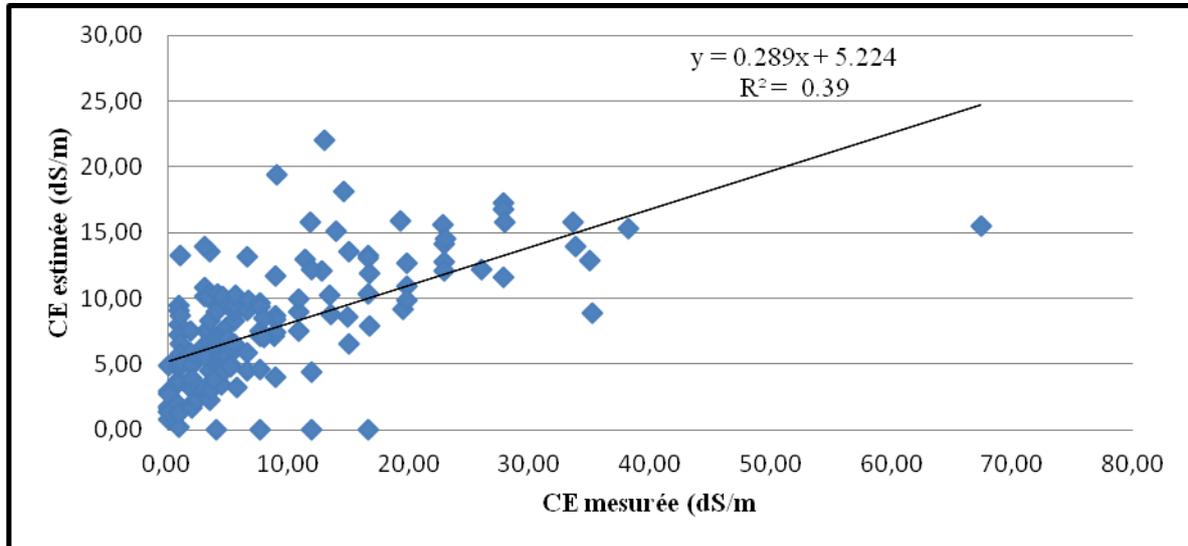


Figure 36. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimée par le KO

Les autres paramètres de validation utilisés dans ce travail confirment la performance moyenne du krigeage ordinaire dans l'estimation de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff comme le montre la valeur de la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) qui est moyennement élevée (tab. 14) pour ce type de krigeage, alors que cette performance est plus faible dans le cas du KS avec une valeur de RMSE plus élevée (tab. 14).

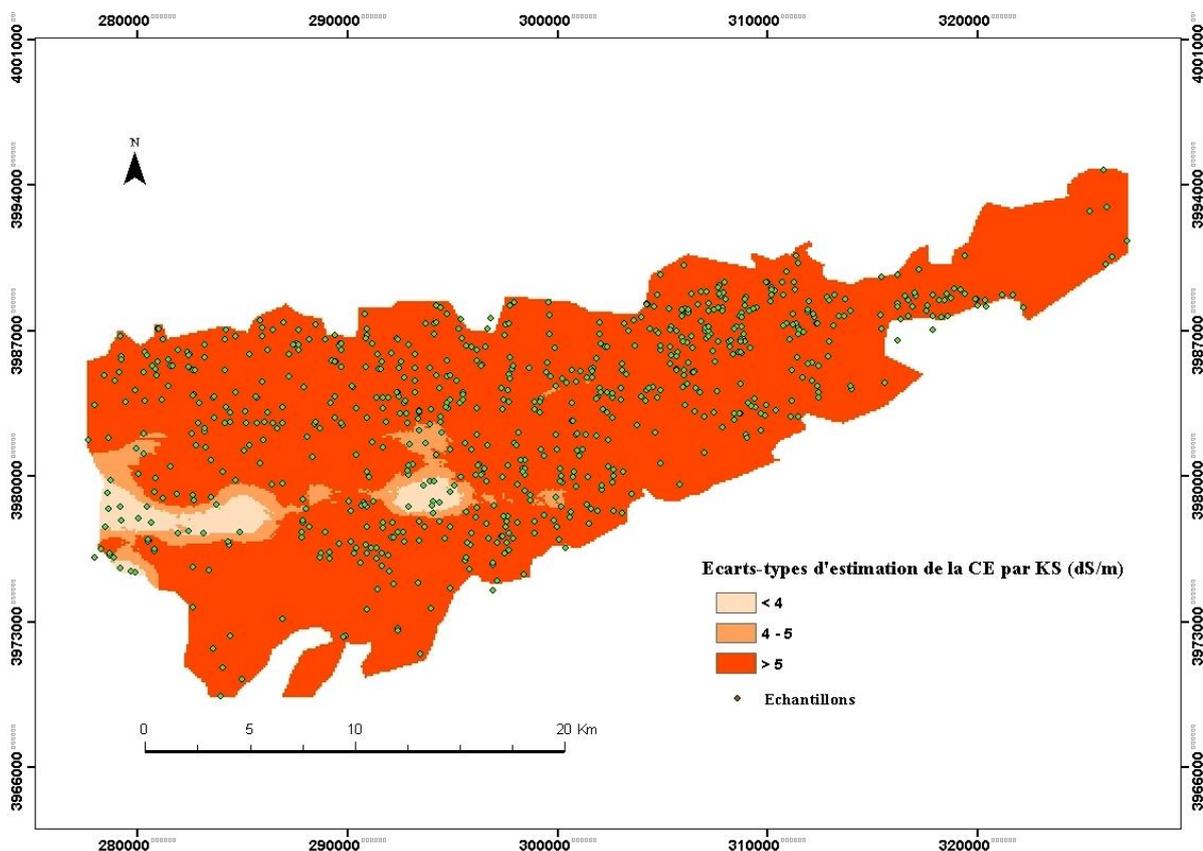
La concordance entre les valeurs mesurées et estimées de la CE est moyenne pour le KO ( $R_c = 0.48$ ) (tab. 14), alors qu'elle est faible dans le cas du KS ( $R_c = 0.25$ ) (tab. 14). Toutefois, pour les deux méthodes, cette concordance reste non satisfaisante selon la règle d'interprétation du coefficient de concordance de Lin proposée par Partik *et al.*, 2002 où il exige une valeur supérieure à 0.50 pour accepter la concordance. Basant sur les valeurs de  $RPD < 1,4$  issues des deux méthodes de krigeage (KS et KO), ces deux modèles d'estimation sont considérés non fiables pour l'estimation de la CE dans la zone d'étude (Kapper *et al.*, 2012).

**Tableau 14. Validation statistique de la qualité d'estimation de la CE par le KO.**

	R	RMSE	$R_c$	RPD
<b>KS</b>	0.48	9.86	0.25	0,62
<b>KO</b>	0.62	7.66	0.48	0,91

#### IV .6. Ecarts-types d'estimation de la CE par le KS et le KO

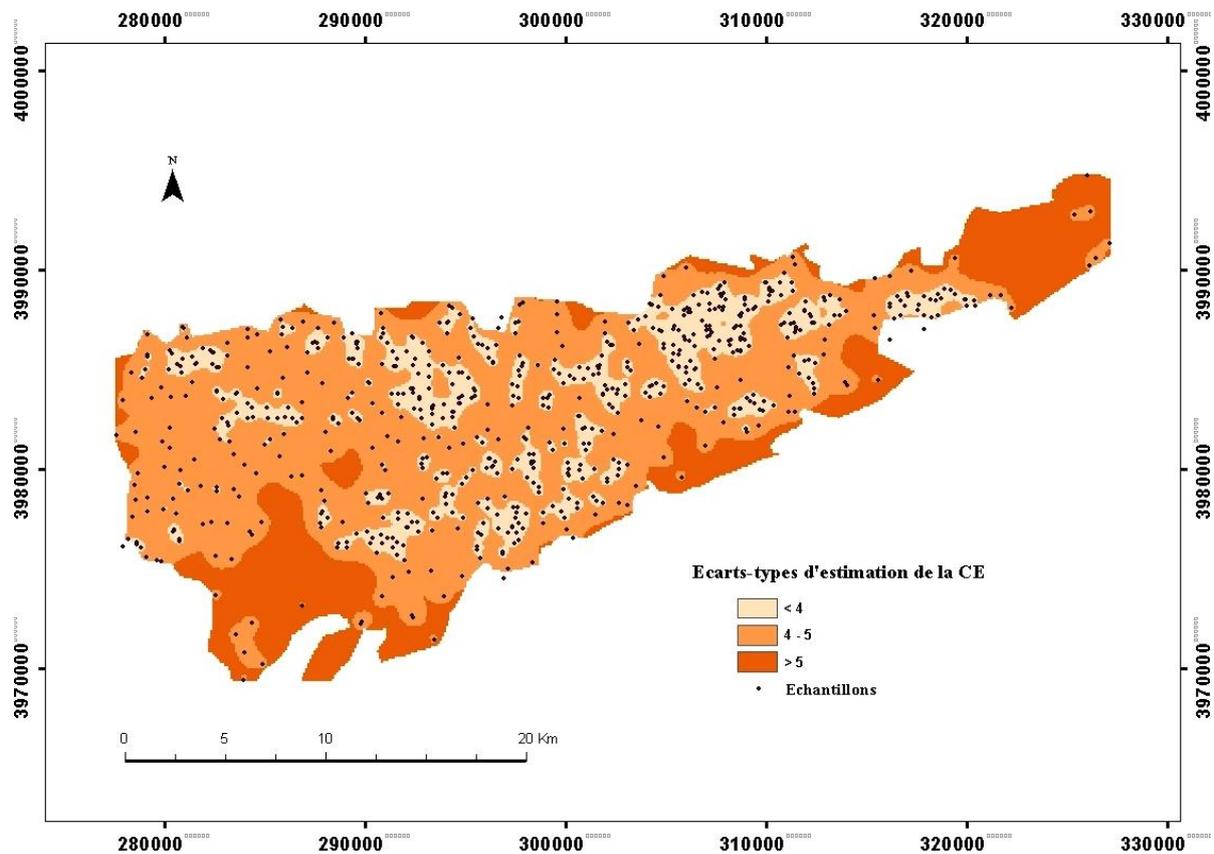
Pour bien évaluer l'estimation de la CE, par les deux méthodes de krigeage proposés dans ce travail, deux cartes d'écart-types d'estimation (fig. 37 et fig. 38) ont été établies. La figure n°37, montre que les écarts types d'estimation de la CE par le KS sont élevés sur la grande majorité de la superficie de la plaine sauf au niveau de petites plages dans les parties ouest et centre (dépression de la Gaa) de la plaine, où la salinité des sols est très élevée.



**Figure 37. Carte d'écart-types d'estimation de la CE estimées dans la plaine du Bas Cheliff par KS**

Contrairement au KS, la carte d'écart-types d'estimation de la CE par le KO dans la plaine du Bas Cheliff montre que la qualité d'estimation varie d'une zone à une autre et il apparaît que l'estimation de la salinité a une sensibilité élevée à la densité d'échantillonnage qui est expliquée par une distribution spatiale très hétérogène. Ceci est vérifié au niveau des périphéries de la plaine, la zone du plateau de Benziane, Sebkhât Benziane et la colline de partage où la densité d'échantillonnage est faible ou parfois absente comme c'est le cas de Sebkhât Benziane. Dans l'ensemble de ces régions, une mauvaise qualité d'estimation domine (fig. 38).

La partie centrale de la zone d'étude présente une estimation moyenne du fait que la densité de l'échantillonnage est moyenne. Les bonnes estimations se manifestent principalement dans le sud des périmètres irrigués de Oarizane et de Garaou et au nord de Merdjât Sidi Abed ; ceci est dû aux fortes densités d'échantillonnage dans ces régions.



#### IV.7. Conclusion

La salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff se caractérise par une hétérogénéité élevée, confirmée par des valeurs de variance, effet de pépite et variance spatiale importantes, ce qui rend difficile l'interpolation et la cartographie de la salinité des sols dans la zone d'étude. Spatialement, cette hétérogénéité varie dans la plaine d'une région à une autre avec

#### ***Chapitre IV. Application de la géostatistique pour l'estimation et la cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff***

---

une auto-corrélation plus élevée dans la direction (Nord Ouest - Sud Est) par rapport aux autres directions.

Les deux méthodes de krigeage (Simple et Ordinaire) utilisées dans ce travail ont permis d'estimer et de cartographier la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff, mais avec des performances différents. Une bonne interpolation spatiale de la CE avec une précision moyenne est marquée par l'application du KO, contrairement au KS où la précision d'estimation de la salinité des sols est plus faible, ce qui implique que le KO est plus adéquat pour interpoler la salinité des sols dans la zone d'étude par rapport au KS.

La carte de la salinité obtenue par le KO montre que 53% des sols de la plaine du Bas Cheliff sont touchés par la salinité des sols, alors que 58% est le ratio des sols salins selon le KS. Les deux méthodes ont présenté une légère surestimation des valeurs faibles de la salinité et une sous-estimation importante des valeurs élevées de la CE, surtout dans le cas du KS, ce qui explique la très faible superficie de la classe des sols fortement salés dans la carte obtenue par la méthode de KS.

Malgré la différence constatée entre les cartes d'écarts types d'estimation des deux méthodes de krigeage appliquées dans ce travail, avec une estimation de la CE moyennement bonne issue du KO par rapport à celle du KS où les écarts types d'estimation sont élevés sur une très grande superficie. L'interpolation de la salinité des sols par les deux méthodes est limitée, ceux ci est bien explique par les coefficients de concordance entre les valeurs de la CE mesurées et estimées qui ne sont pas satisfaisants pour les deux méthodes.

En fin, avec ces limites de performance dans l'estimation de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff par les techniques de krigeage, il est devenu impératif d'appliquer d'autres techniques pour améliorer l'estimation et la cartographie de la salinité des sols dans la région d'étude. Dans cet objectif, l'application de la méthode des réseaux de neurones artificiels nécessitant un nombre très important de données est combinée a la technique de télédétection qui est une source de richesse en information à haute résolution offerte par l'imagerie satellitaire sera appliquée dans le chapitre suivant.

*Chapitre V.  
Application de la  
télédéttection et des  
RNAs pour  
l'estimation et la  
cartographie de la  
salinité des sols de la  
plaine du Bas Cheliff*

## **V. Application de la télédétection et des RNAs pour l'estimation et la cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff**

Ce chapitre présente l'estimation et la cartographie de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff en utilisant les indices de salinité des sols et les réseaux de neurones artificiels (RNA) comme des estimateurs de la CE. Pour ce faire, une base de données de 796 échantillons de la CE mesurés sont confrontés avec les valeurs de luminance de l'image satellitaire Landsat-8 OLI, appartenant aux trois bandes B3 (le vert), B4 (le rouge) et B5 (le proche infrarouge).

Les objectifs principaux ciblés dans ce chapitre sont :

- L'estimation et la cartographie de la CE dans la plaine du Bas Cheliff par l'application de quatre indices de salinité de sols (IS, IS<sub>vir</sub>, IS<sub>khan</sub>, NDSI) et les RNA ;
- Evaluation statistique de la fiabilité de prédiction des différents modèles (indices de salinité et RNA) d'estimation de la CE utilisés dans ce travail.

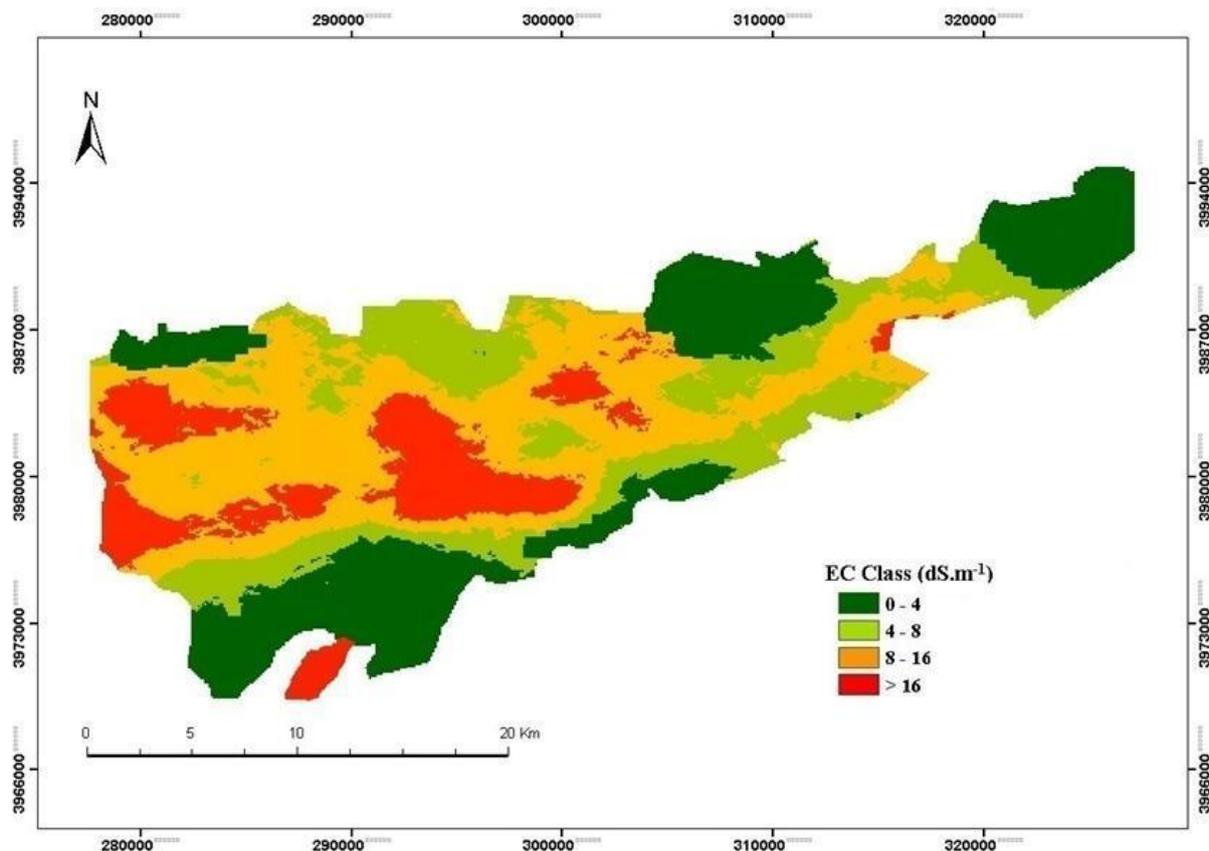
### **V.1. Application des indices de salinité pour l'estimation et la cartographie de la CE dans la plaine du Bas Cheliff**

Une combinaison entre les données de télédétection (valeurs de luminance), issues d'une image satellitaire de type Landsat-8 OLI, et les valeurs mesurées de la CE est effectuée pour estimer la CE à la base d'un ensemble d'indices de salinité (IS, IS<sub>khan</sub>, NDSI, IS<sub>vir</sub>). Les résultats de cette estimation sont introduits dans un environnement SIG d'Arc-Gis pour cartographier la salinité des sols dans la zone d'étude avec ces quatre indices de salinité.

#### **V.1.1. Cartographie de la salinité par IS**

La carte établie par la régression entre la CE mesurée et l'IS (fig. 39) montre que les sols fortement salés ( $>16 \text{ dS.m}^{-1}$ ) sont concentrés dans la Sebkha de Benziane, dans le nord et le sud-ouest de la dépression de Gaa et dans la partie centrale de la plaine (périmètre de Hmadna). Le centre de la dépression de Gaa ainsi que le reste de la partie centrale de la plaine sont caractérisés par les sols moyennement salés ( $8-16 \text{ dS.m}^{-1}$ ). La classe des sols faiblement salés ( $4-8 \text{ dS.m}^{-1}$ ) se localise sur les périphéries de la plaine et des périmètres irrigués.

La classe des sols non salés ( $0-4 \text{ dS.m}^{-1}$ ) est abondante dans le plateau de Benziane, la colline de partage et dans les périmètres irrigués de Ouarizane, Oued Rhiou, Djédiouia, Hmadna et Garaouaou.



**Figure 39. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par l'IS**

Cette méthode montre que 66,52% (39903,49 ha) (tab. 15) des sols du Bas Cheliff sont affectés par la salinité avec des degrés différents. Les sols fortement salés (>16 dS.m<sup>-1</sup>) se propagent sur une superficie de 10887,68 ha (18,15%, la classe des sols salés (8-16 dS.m<sup>-1</sup>) s'étende sur 26,78 % (16064,57 ha) des sols de la zone d'étude. La classe des sols moyennement salés (4-8 dS.m<sup>-1</sup>) représente 21,59 % dans les sols de la plaine du Bas Cheliff avec une superficie de 12.951,24 ha et la classe des sols non salés (0-4 dS.m<sup>-1</sup>) s'étale sur une superficie de 2083,71 ha, ce qui représente 33,48 % de la zone d'étude (tab. 15).

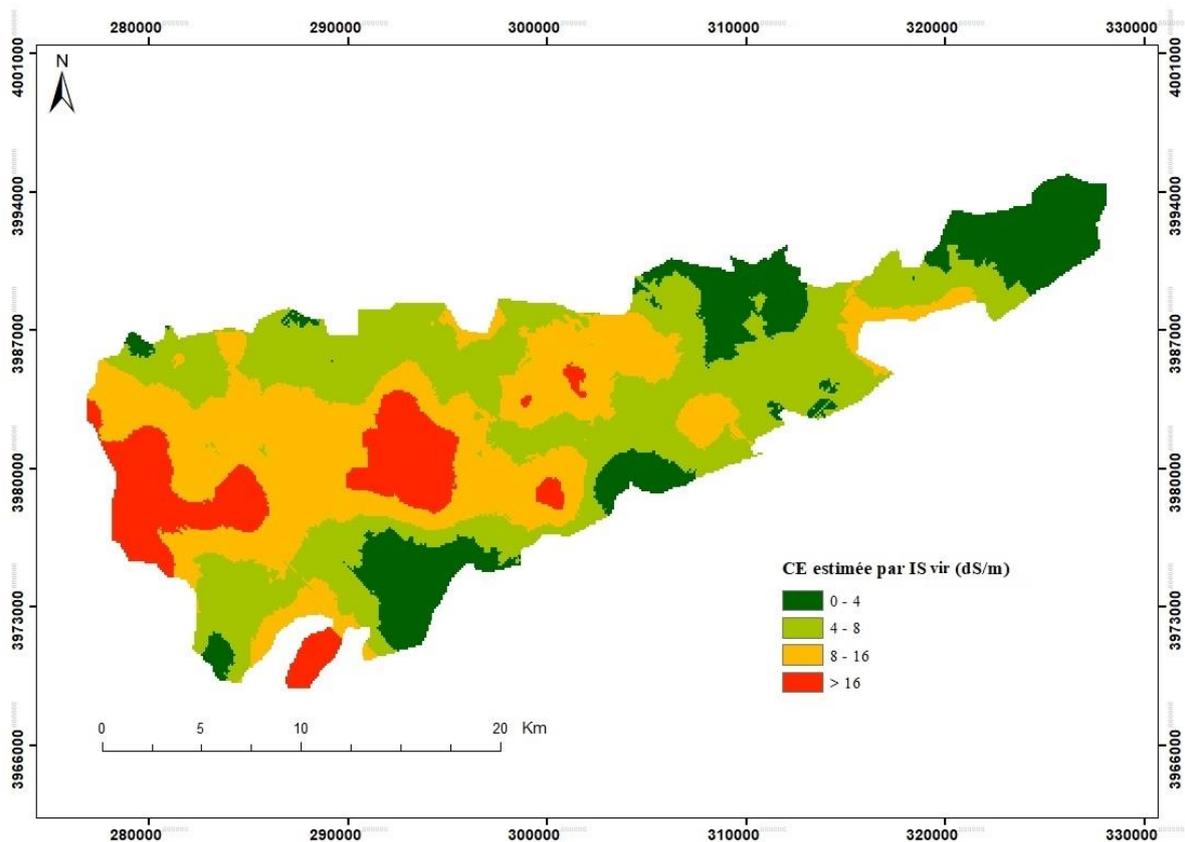
**Tableau 15. Superficies des classes de salinité issues d'IS**

<i>CE (dS.m<sup>-1</sup>)</i>	<i>Superficie (ha)</i>	<i>(%)</i>
<b>0 – 4</b>	20,083.71	33.48
<b>4 – 8</b>	12,951.24	21.59
<b>8 – 16</b>	16,064.57	26.78
<b>&gt; 16</b>	10,887.68	18.15
<b>Total</b>	<b>59,987.20</b>	<b>100</b>

### V.1.2 Cartographie de la salinité par IS<sub>vir</sub>

Cette méthode présente une répartition des classes de salinité des sols (fig. 40) proche de la carte précédente (carte établie par IS) avec, toute fois des superficies différentes. C'est ainsi qu'on peut voir que la classe des sols non salés ( $0-4 \text{ dS.m}^{-1}$ ) est abondante dans les régions suivantes : la colline de partage, les périmètres irrigués de Ouarizane, Oued Rhiou, Djédiouia, Hmadna, Garaouaou mais avec une différence en ce qui concerne le plateau de Benziane où se concentre cette classe seulement dans sa partie est contrairement à la carte établie par IS où le plateau de Benziane présente des sols totalement non salins.

Cette carte présente aussi une intersection claire entre les deux classes de salinité des sols moyennement salés ( $8-16 \text{ dS.m}^{-1}$ ) et des sols faiblement salés ( $4-8 \text{ dS.m}^{-1}$ ) en particulier dans les parties ouest et centrale de la zone d'étude et au nord de Merdjet Sid Abed (fig. 40) mais avec une dominance légère de la classe des sols faiblement salés (inversement à ce qui a été trouvé dans la carte établie par IS). Enfin, la classe des sols fortement salés ( $>16 \text{ dS.m}^{-1}$ ) se localise à l'ouest et au centre de la zone d'étude et dans la Sebkhha de Benziane



**Figure 40. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par l'IS<sub>vir</sub>**

## **Chapitre V. Application de la télédétection et des RNAs pour l'estimation et la cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff**

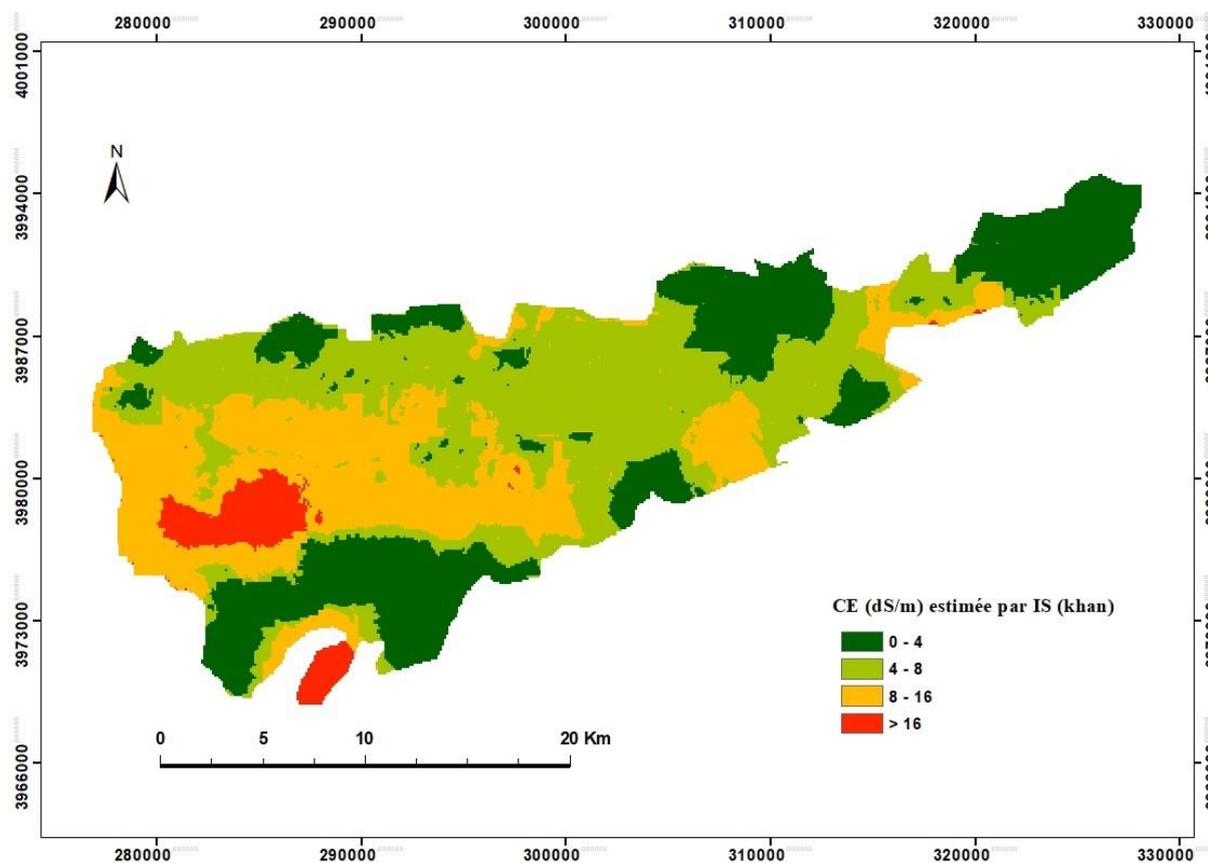
La carte de la salinité des sols issue de l'IS<sub>vir</sub> montre que 72,87% (tab 16) des sols de la plaine du Bas Cheliff sont touchés par la salinité et que la classe des sols faiblement salés (4-8 dS.m<sup>-1</sup>) représente la superficie la plus élevée (17982,48 ha) avec un taux de 30% de la superficie totale de la zone d'étude alors que la classe des sols moyennement salés se répartie sur 26,22% des sols de la plaine du Bas Cheliff avec une superficie des 15719,71 ha. La classe des sols fortement salés représente la superficie la plus faible dans la zone d'étude avec 9978,89 ha, soit 16,65% et les sols non salés (0-4 dS.m<sup>-1</sup>) représente 27,13% et s'étalent sur 16261,91 ha (tab. 16)

**Tableau 16. Superficies des classes de salinité issues d'IS<sub>vir</sub>**

<b>CE (dS.m<sup>-1</sup>)</b>	<b>Superficie (ha)</b>	<b>(%)</b>
<b>0 – 4</b>	16261,91	27,13
<b>4 – 8</b>	17982,48	30,00
<b>8 – 16</b>	15719,71	26,22
<b>&gt; 16</b>	9978,89	16,65
<b>Total</b>	<b>59943</b>	<b>100</b>

### **V.1.3. Cartographie de la salinité par IS<sub>khan</sub>**

La cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff, basée sur l'estimation de la CE par l'IS<sub>khan</sub> (fig. 41), montre que la classe des sols non salés (0-4 dS.m<sup>-1</sup>) est la plus abondante ; cette classe se localise principalement dans le plateau de Benziane, la colline de partage et dans les périphériques Nord et Sud de la zone d'étude y compris les périmètres irrigués de la zone d'étude. La classe des sols faiblement salés (4-8 dS.m<sup>-1</sup>) se propage dans les alentours des périmètres irrigués et dans la partie Est-centrale de la plaine tandis que la classe des sols moyennement salés (8-16 dS.m<sup>-1</sup>) se focalisent à l'ouest de la plaine et au nord de la retenue de Merdjet Sid Abedainsi que dans la partie Ouest de la dépression de Gaa. Finalement les sols fortement salés (CE > 16 dS.m<sup>-1</sup>) se concentrent dans la sebkha de Benziane et au centre de la dépression de Gaa.



**Figure 41. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff classée en 4 groupes établie par l'IS<sub>khan</sub>**

La carte obtenue par l'estimation de la CE basant sur l'IS<sub>khan</sub>, montre que 65,44% (39228,6 ha) des superficies;) de la plaine du Bas Cheliff sont touchés par la salinité avec des degrés différents, alors que la classe des sols faiblement salés (4-8 dS.m<sup>-1</sup>) représente la superficie la plus élevées (18798,67 ha, 31,36%).

Les sols moyennement salés se propagent sur une superficie de 14895,48 ha, avec un taux de 24,85% de la superficie totale de la zone d'étude. Il est important de noter que pour cet indice, la classe des sols fortement salés (CE > 16 dS.m<sup>-1</sup>) représente la superficie estimée la plus faible (5534,45 ha, 9,23%) par rapport aux autres cartes (tab. 17).

La classe des sols non salés occupe une superficie importante de 20719,71 ha (34,56%) ; cette classe représente la superficie la plus élevée dans la plaine du Bas Cheliff en se basant sur l'IS<sub>khan</sub> dans l'estimation de la CE (tab. 17).

Tableau 17. Superficies des classes de salinité issues d'IS<sub>khan</sub>

CE (dS.m <sup>-1</sup> )	Superficie (ha)	(%)
0 – 4	20719,71	34,56
4 – 8	18798,67	31,36
8 – 16	14895,48	24,85
> 16	5534,45	9,23
<b>Total</b>	<b>59943</b>	<b>100</b>

#### V.1.4. Cartographie de la salinité par NDSI

La carte de salinité de la plaine du Bas Cheliff, issue de l'application de NDSI (fig. 42), présente des occupations équilibrées entre les quatre classes de salinité avec des grandes intersections entre ces classes. La classe des sols non salés (0-4 dS.m<sup>-1</sup>) se focalise dans la colline de partage, le plateau de Benziane et dans les périmètres irrigués (Djédiouia, Ouarizane, Oued Rhio, Garrao). Cette dernière est toujours voisine géographiquement de la classe des sols faiblement (4-8 dS.m<sup>-1</sup>) salés en particulier dans les périphériques des périmètres irrigués de la zone d'étude et au nord du plateau de Benzian. Les sols fortement salés (CE > 16dS.m<sup>-1</sup>) occupent la sebkha de Benziane et la quasi-totalité des sols de la dépression et le nord de la retenue de Merdjet Sidi Abed. La classe des sols moyennement salés se propage dans la partie centrale de la plaine et dans les périphériques de la dépression de Gaa (fig. 42).

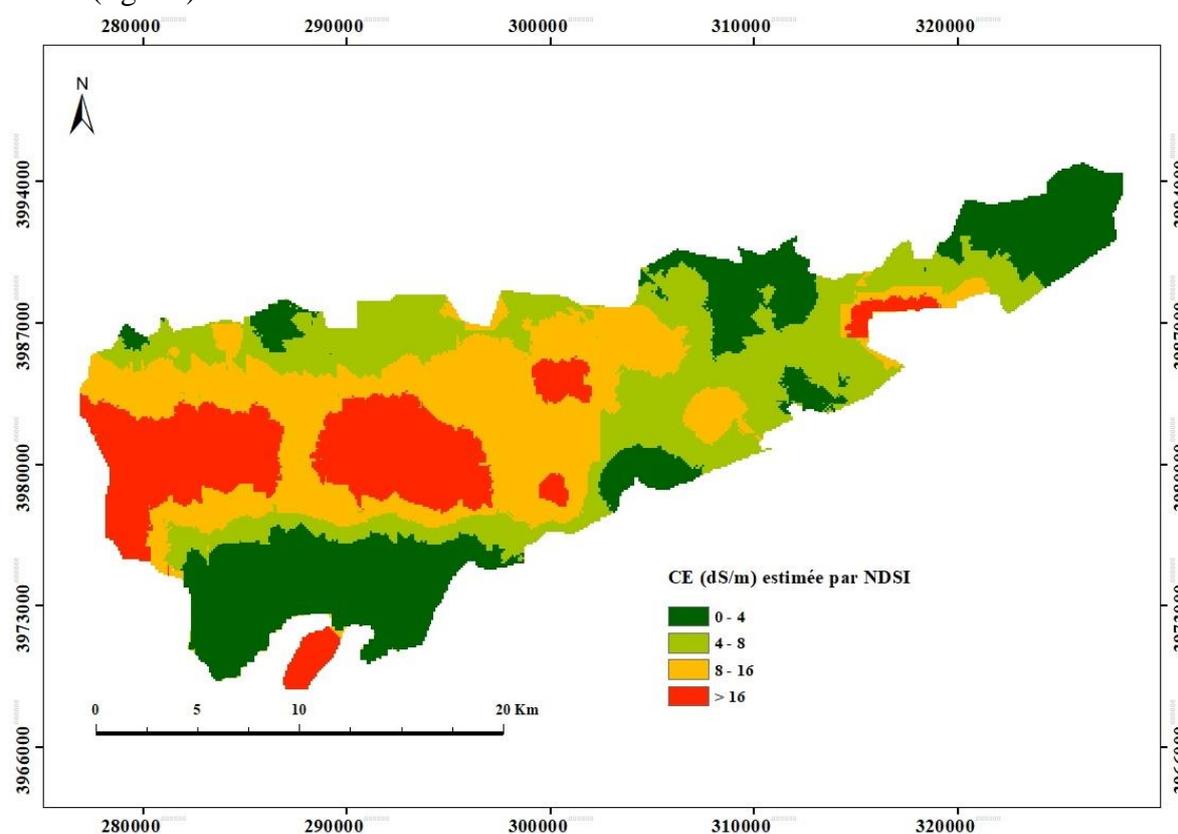


Figure 42. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par le NDSI

Tout comme les autres cartes établies par les autres indices de salinité, on retrouve dans le cas de l'application du NDSI près de 65% (tab. 18) des sols de la plaine du Bas Cheliff qui sont touchés par la salinité. Cette carte présente des superficies de classes de salinité très proches en particulier pour les trois classes des sols affectés par la salinité avec une légère hausse pour la classe des sols moyennement salés (24,63%). Près de 34% de terres non salées ont été estimées par cette approche.

**Tableau 18. Superficies des classes de salinité issues par l'application de NDSI**

<i>CE (dS.m<sup>-1</sup>)</i>	<i>Superficie (ha)</i>	<i>(%)</i>
<b>0 – 4</b>	20098,67	33,53
<b>4 – 8</b>	12473,89	20,81
<b>8 – 16</b>	14765,31	24,63
<b>&gt; 16</b>	12610,23	21,04
<b>Total</b>	<b>59948,1</b>	<b>100</b>

## V.2. Estimation et Cartographie de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff par les RNAs

Le RNA développé dans ce travail est appliqué en utilisant plusieurs coefficients de taux d'apprentissage ( $\eta$ ) pour tester le coefficient ( $\eta$ ) le plus approprié à l'estimation de la CE dans la plaine du Bas Cheliff en se basant sur les données de la télédétection (tab. 19).

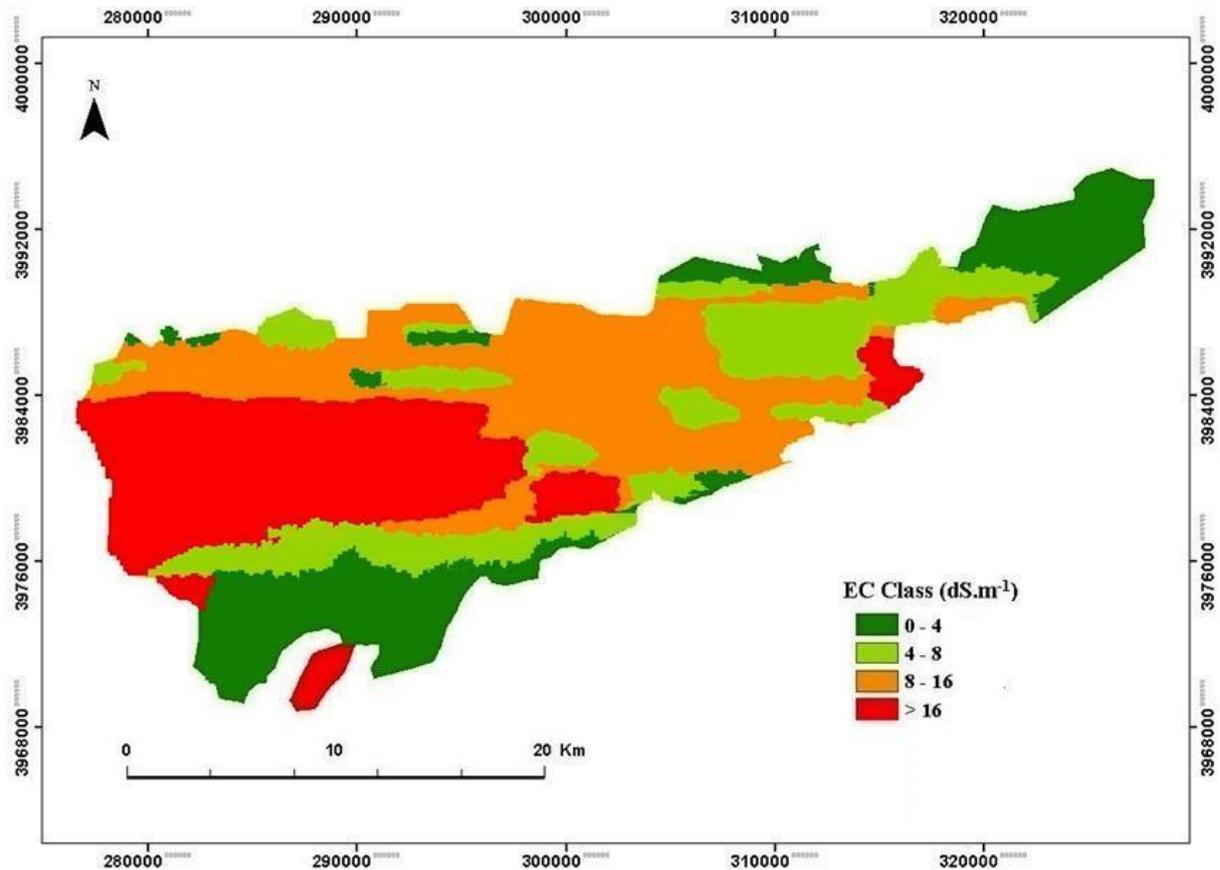
**Tableau 19. Comparaison entre l'estimation de la CE par l'application de 4 RNAs avec 4 coefficients de taux d'apprentissage ( $\eta$ )**

	$\eta=0,01$	$\eta=0,2$	$\eta=0,3$	$\eta=0,4$
<b>R</b>	0,78	0,79	0,89	0,73
<b>R<sup>2</sup></b>	0,61	0,62	0,80	0,54

Le tableau 13 montre que les valeurs de  $\eta < 0,3$  provoquent un sous-apprentissage alors que les valeurs de  $\eta > 0,3$  aboutissent à un sur-apprentissage du RNA. Le meilleur résultat est obtenu pour  $\eta=0,3$  ( $R^2 = 0,80$ , RMSE = 2,3). Par conséquent, c'est ce modèle qui est retenu pour l'estimation et la cartographie de la salinité du sol par l'application des RNA.

L'application du RNA $_{\eta=0,3}$  (fig. 28; Chapitre III), créé dans ce travail a permis d'estimer la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff avec un coefficient de corrélation significatif élevé ( $r = 0,89$ ). Cette estimation se base sur les données de télédétection (valeurs de reflectance) des bandes : B3 dans le vert, B4 dans le rouge et B5 dans le proche infrarouge, issues de tous les pixels (30 m) de l'image satellitaire Landsat 8- OLI de la plaine du Bas Cheliff.

Les résultats de cette estimation de la conductivité électrique ont été utilisés dans un environnement SIG d'Arc-Gis, pour créer une carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff (fig. 43). Cette carte est issue de l'estimation de la CE pour chaque pixel de l'image satellitaire, ce qui fait apparaître les périphériques des différentes classes de forme rectangulaire.



**Figure 43. Carte de salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff établie par le RNA $\eta=0,3$**

La carte de la salinité obtenue par les résultats issus du réseau de neurones artificiel (fig. 43) montre que les sols non salés ( $CE < 4 \text{ dS.m}^{-1}$ ) se localisent sur les périphéries de la plaine. On peut, en effet, les voir dans le plateau de Benziane, la colline de partage et les périmètres irrigués de Ouarizane, Djédiouia, Oued Rhiou et Guerouaou.

Les régions des sols salés de conductivité électriques entre 4 et 8  $\text{dS.m}^{-1}$  se focalisent principalement dans la partie est de la plaine au nord ouest de Merdjet Sidi Abed ainsi que des régions de faible superficie dans la partie centrale de la plaine.

Les superficies dont les sols sont fortement salés avec une CE supérieure à 16  $\text{dS.m}^{-1}$  couvrent la région centrale de la plaine et se prolongent vers l'ouest. Cette région de salinité très élevées couvre une bonne partie du périmètre de Hmadna et s'étale vers la partie sud de la Gaa. Cette classe de salinité apparaît également dans la sebkha de Benziane et à l'ouest de Merdjet Sidi Abed.

## **Chapitre V. Application de la télédétection et des RNAs pour l'estimation et la cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff**

Le reste de la partie centrale jusqu'à l'extrême nord ouest est occupé essentiellement par une salinité comprise entre 8 et 16  $dS.m^{-1}$ , ce qui montre localement une salinité moyenne mais assez élevée. Cette classe de salinité apparaît aux alentours nord ouest de Merdjet Sidi Abed.

Les superficies calculées pour les différentes classes de salinité à partir de cette carte issue des résultats de  $RNA_{\eta=0,3}$  a donné les résultats suivants (tab. 20) :

**Tableau 20. Superficies des classes de salinité issues du  $RNA_{\eta=0,3}$**

<b>CE (<math>dS.m^{-1}</math>)</b>	<b>Superficie (ha)</b>	<b>(%)</b>
<b>0 – 4</b>	12727.98	21.22
<b>4 – 8</b>	8800.97	14.68
<b>8 – 16</b>	22286.76	37.16
<b>&gt; 16</b>	16156.79	26.94
<b>Total</b>	<b>59972.50</b>	<b>100.00</b>

Ce travail a confirmé l'état avancé de la salinisation des sols de la plaine du Bas Cheliff avec 47244,53 ha (78,78%) des sols qui sont touchés par la salinité dont 26,94 % sont considérés comme étant fortement salés, 37,16 % de la superficie de la plaine montre des sols moyennement salés et 14,68% sont faiblement salés. Le reste de la superficie de la plaine présente des sols non salés (0-4  $dS.m^{-1}$ ) avec une superficie relativement faible de 1272,98 (21,22%).

### **V.3. Validation statistique des résultats d'estimation de la CE en appliquant les indices de salinité et le $RNA_{\eta=0,3}$**

Les mêmes 160 échantillons (20%) de l'ensemble des points échantillonnés des valeurs de la CE mesurées au laboratoire sur un total de 796, utilisés pour la validation des résultats d'estimation par krigeage (fig. 34; Chapitre IV), sont appliqués pour valider l'estimation de la CE dans la plaine du Bas Cheliff en appliquant les données de télédétection et le  $RNA_{\eta=0,3}$ .

Les statistiques des valeurs de la CE estimée par les indices de salinité (tab. 21) montrent que les quatre indices de salinité utilisés dans ce travail présentent une surestimation des valeurs faible de la CE avec des valeurs minimales légèrement inférieure ( $IS = 1.20$ ,  $IS_{khan} = 1.26$ ,  $IS_{vir} = 1.89$ ,  $NDSI = 1.20$ ) par rapport à la CE minimale des valeurs mesurées ( $CE = 0.12$ ). Pour les valeurs élevées de la CE, une sous-estimation importante est remarquée avec des amplitudes différentes où l' $IS_{khan}$  et l' $IS_{vir}$  présentent les valeurs maximales de la CE avec respectivement 17.26  $dS.m^{-1}$  et 23.00  $dS.m^{-1}$ . Ceci explique les valeurs faibles de la moyenne (5,84  $dS.m^{-1}$ , 5,96  $dS.m^{-1}$ ) et de la variance (6,69  $dS^2.m^{-2}$  8,80  $dS^2.m^{-2}$ ) des valeurs estimées de la CE par ces deux méthodes. La sous-estimation ici est importante avec un lissage important des valeurs de la CE estimées par l' $IS_{khan}$  et l' $IS_{vir}$ . Par contre les résultats de la CE estimée en appliquant l' $IS$  et le  $NDSI$  présentent des valeurs plus élevées de la moyenne (7.72  $dS.m^{-1}$ ,

**Chapitre V. Application de la télédétection et des RNAs pour l'estimation et la cartographie de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff**

6.27dS.m<sup>-1</sup>) et de la variance (23.04 dS<sup>2</sup>.m<sup>-2</sup> , 14.79 dS<sup>2</sup>.m<sup>-2</sup>) et des valeurs de la CE moyenne (7.72 dS.m<sup>-1</sup>, 6.27 dS.m<sup>-1</sup> respectivement) qui se rapprochent plus aux résultats des valeurs mesurés de la CE (8.45 dS.m<sup>-1</sup>).

Les statistiques des valeurs de la CE estimée par le RNA<sub>η=0,3</sub> (tab. 21) montre une bonne estimation des valeurs faibles (CE minimum = 0.11 dS.m<sup>-1</sup>) et une sous estimation moyenne des valeurs élevées (CE maximale = 44.36dS.m<sup>-1</sup>) de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff.

Malgré la présence d'un lissage des valeurs de la salinité en particulier pour les valeurs élevées, expliqué par une variance des valeurs de la CE estimée inférieure par rapport à la variance des valeurs réelles de la CE (tab. 21), la moyenne des valeurs de la salinité estimée par le RNA<sub>η=0,3</sub> est très proche de la moyenne des valeurs de la CE mesurées au laboratoire (8.33 ≈ 8.45 dS.m<sup>-1</sup>). Ceci indique une bonne qualité d'estimation de la CE issues de cette méthode basée sur les réseaux de neurones artificiels.

**Tableau 21. Statistiques des valeurs de la CE mesurées et estimées par les indices de salinité et le RNA<sub>η=0,3</sub>**

	Min (dS.m <sup>-1</sup> )	Max (dS.m <sup>-1</sup> )	Moyenne (dS.m <sup>-1</sup> )	Variance (dS <sup>2</sup> .m <sup>-2</sup> )
<b>CE</b>	0.12	67.41	8.45	91.59
<b>CE (IS)</b>	1,20	26,21	7.72	23.04
<b>CE (IS<sub>khan</sub>)</b>	1,26	17,26	5,84	6,69
<b>CE (IS<sub>vir</sub>)</b>	1,89	23,00	5,96	8,80
<b>CE (NDSI)</b>	1,20	29,36	6,27	14,79
<b>CE (RNA<sub>1</sub>)</b>	0.11	44.36	8.33	53.20

La validation statistique par la confrontation des valeurs de la CE estimée par les différents indices de salinité utilisés dans ce travail avec les valeurs de la CE mesurée au laboratoire en appliquant les paramètres suivants : le coefficient de corrélation (R), le coefficient de détermination (R<sup>2</sup>), la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le coefficient de concordance de Lin (Rc) permettant de déterminer la concordance entre les valeurs mesurées et estimées de la CE et le ratio de performance à la déviation (RPD), Le RPD est un paramètre statistique calculée en divisant l'écart type des valeurs réelles utilisées dans le base de données de la validation par l'erreur quadratique moyenne (RMSE) de la prédiction (valeurs estimées) pour déterminer la fiabilité des modèles de prédiction.

Tableau 22. Comparaison statistique de la fiabilité d'estimation de la CE par l'application des indices de la salinité et le  $RNA_{\eta=0,3}$

	IS	IS <sub>khan</sub>	IS <sub>vir</sub>	NDSI	RNA <sub><math>\eta=0,3</math></sub>
<b>R</b>	0.65	0.53	0.59	0.61	0,89
<b>R<sup>2</sup></b>	0.42	0.28	0.35	0.37	0.80
<b>RMSE</b>	12.2	17.21	19.35	14.20	2.3
<b>Rc</b>	0.64	0.41	0.52	0.57	0.87
<b>RPD</b>	0.68	0.24	0.32	0.55	3.47

Le tableau n° 22 montre que l'utilisation des données de la télédétection par l'application des indices de salinité a donné des estimations significatives linéaires de qualité moyenne (avec un seuil de signification de 5%) où l'IS présente l'estimation la plus fiable entre les quatre indices en particulier pour les valeurs de la CE < 10 dS.m<sup>-1</sup>. A partir de cette valeur, les écarts entre les valeurs de la CE mesurées et estimées deviennent de plus en plus élevés (fig. 44). Cette estimation est qualifiée de moyenne par un  $r = 0,65$  et avec une concordance moyenne ( $0,61 > Rc > 0,70$ ) entre les valeurs mesurées et estimées de la CE, mais avec un RMSE = 12,2 élevé et un RPD < 1,4 exprimant que ce modèle de prédiction de la CE est non fiable.

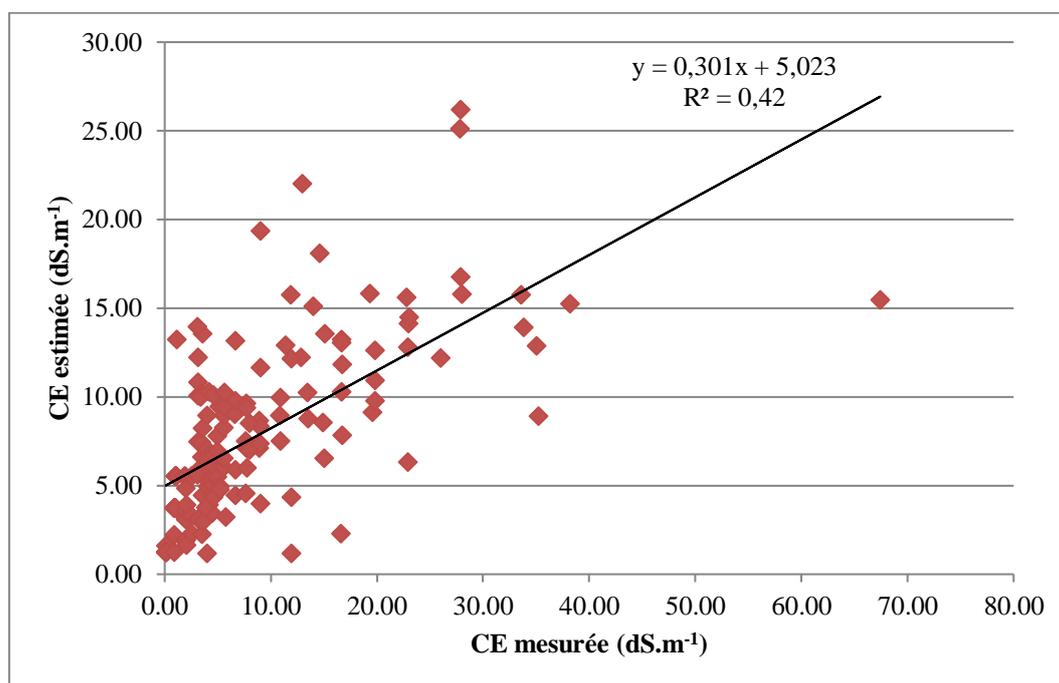
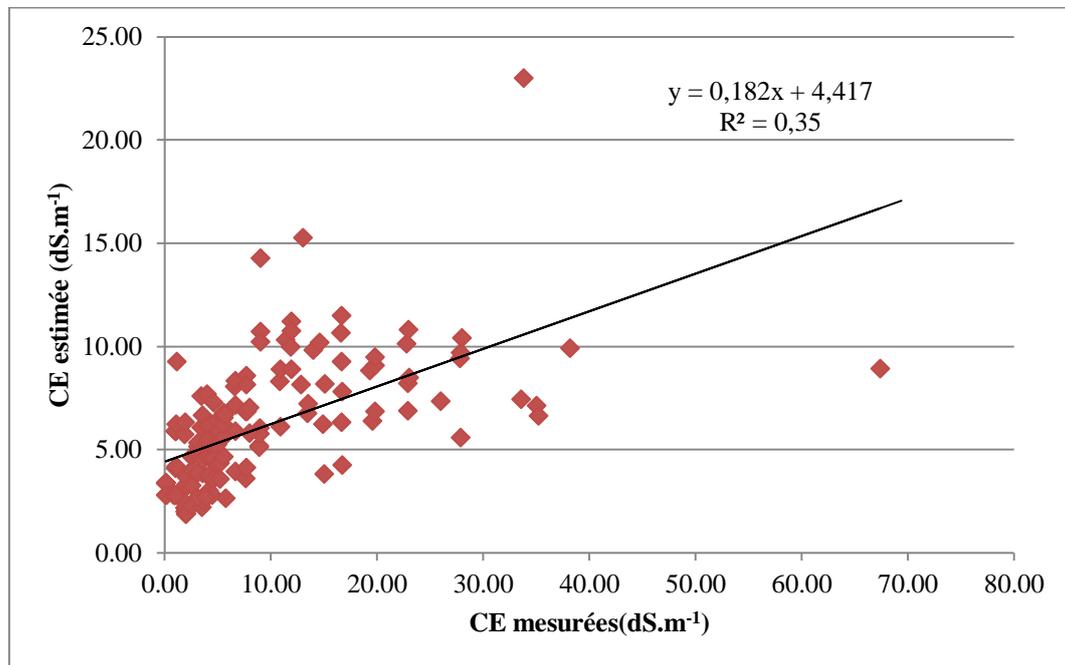


Figure 44. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le IS

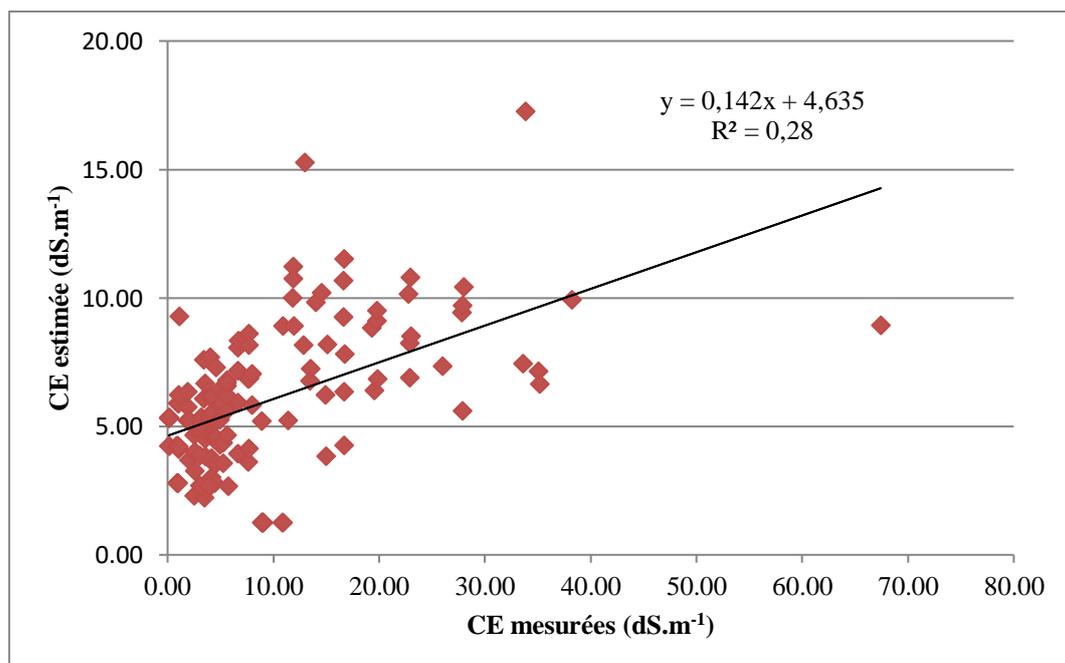
Les autres indices de salinité (IS<sub>vir</sub>, IS<sub>khan</sub>, NDSI) présentent des estimations moins fiables que l'IS avec des coefficients de corrélation plus faibles (0.53, 0.59, 0.61 respectivement) et des mauvaises concordances ( $0.51 < Rc < 0.60$ ) entre les valeurs de la salinité mesurées et estimées traduites par des valeurs de RMSE élevés (17.21, 19.35, 14.20

respectivement). Finalement les valeurs du RPD très faible ( $RPD > 1.4$ ), calculés pour ces indices, permettent de dire que ces derniers sont des modèles de prédiction non fiables pour estimer la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff.



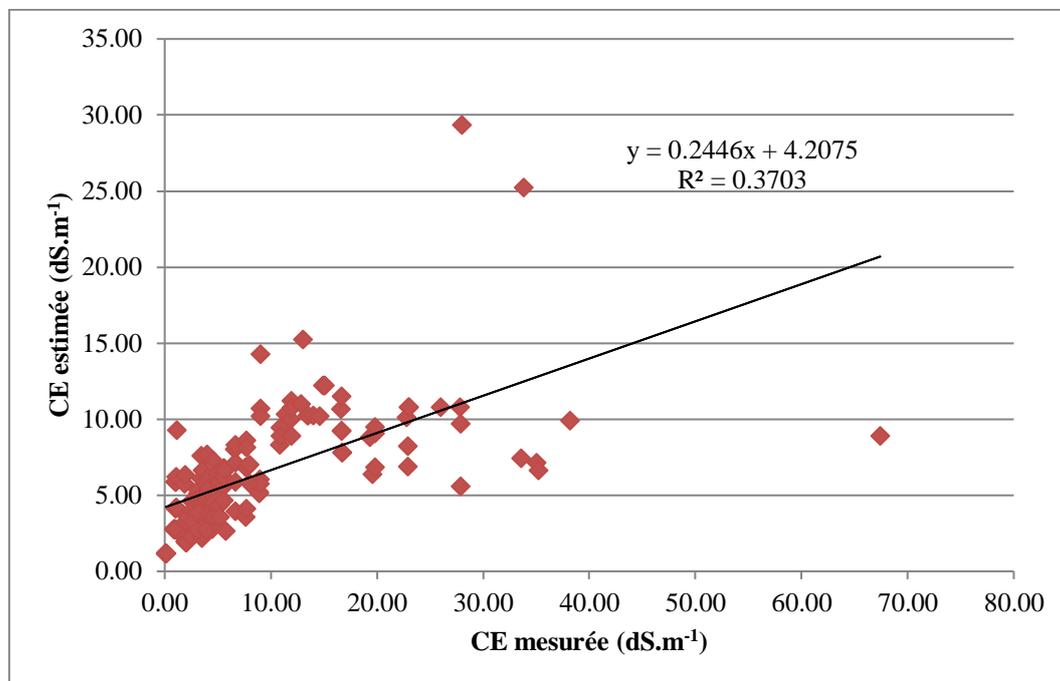
**Figure 45. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le  $IS_{vir}$**

Comme il a été remarqué dans la corrélation linéaire de la CE mesurée avec la CE estimée par l'IS, l'estimation par l'application de l' $IS_{vir}$ , l' $IS_{khan}$  devient de plus en plus fiable lorsque les valeurs de la  $CE < 10 dS.m^{-1}$  et plus dispersée à partir de cette valeur (fig. 45 et fig. 46)



**Figure 46. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le  $IS_{khan}$**

Contrairement aux trois indices précédents ( $IS$ ,  $IS_{vir}$ ,  $IS_{khan}$ ), pour le NDSI les grandes dispersions entre les valeurs de la CE mesurée et estimée commencent à partir de la valeur de  $18 \text{ dS.m}^{-1}$  alors que la prédiction de la salinité est plus fiable lorsque les valeurs de la CE  $< 18 \text{ dS.m}^{-1}$  (fig. 47)



**Figure 47. Corrélation linéaire de la CE mesurées avec la CE estimées par le NDSI**

Pour le  $RNA_{\eta=0,3}$ , les testes statistiques obtenus, par la confrontation des valeurs de la CE estimée avec les valeurs de la CE mesurée au laboratoire à la base des données de validation utilisée dans ce travail (160 échantillon), montrent une bonne corrélation significative linéaire, au seuil de signification 5%, avec un coefficient de corrélation  $r = 0.89$  et un RMSE = 2.40 faible, ce qui indique que l'erreur entre les valeurs de la CE mesurées et estimées par la  $RNA_{\eta=0,3}$ , est faible. Ces résultats sont confirmés par un coefficient de concordance de Lin  $Rc = 0.87$  assez bon, selon la règle d'interprétation du coefficient de concordance de Lin proposé par Partik *et al.*, 2002. La qualité de prédiction de la CE à la base de  $RNA_{\eta=0,3}$  est excellente avec  $RPD > 2$  (tab.22)

Ces résultats montrent une très bonne fiabilité des  $RNA_{\eta=0,3}$  fonctionnant avec les données de télédétection (B3, B4, B5) d'une image satellitaire Landsat 8- OLI, pour estimer la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff.

La figure 48 montre une convergence dans la corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurée avec les valeurs de la CE estimée par le  $RNA_{\eta=0,3}$  en particulier pour les valeurs de la CE  $< 28 \text{ dS.m}^{-1}$  et une dispersion faible lorsque les valeurs de la CE s'augmentent au-delà de cette valeur, ceci confirme la fiabilité de l'application du  $RNA_{\eta=0,3}$  pour estimer la salinité des sols dans la zone d'étude.

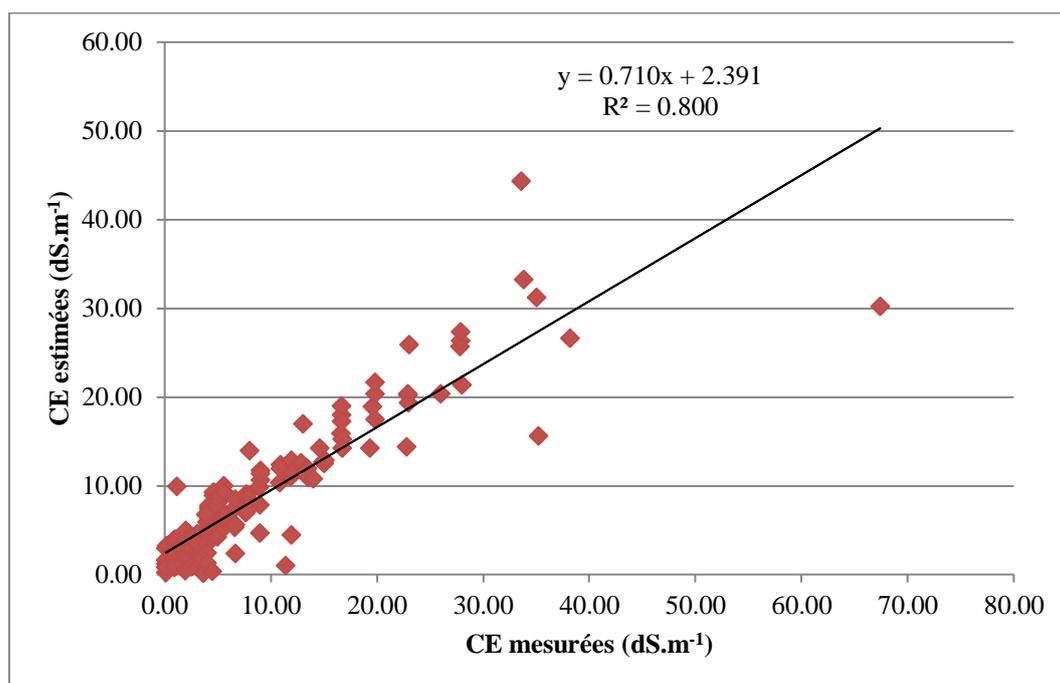


Figure 48. Corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimée par le  $RNA_{\eta=0,3}$ .

#### V.4. Discussion des résultats d'estimation de la CE obtenus par les indices de salinité et le $RNA_{\eta=0,3}$

Dans la plaine du Bas Cheliff, les principaux changements ont été opérés au cours des années 1980 avec la construction de barrage Gargar (450 Hm<sup>3</sup>) et l'aménagement de la retenue naturelle de Merdjet Sidi Abed (50 Hm<sup>3</sup>) et avec la Réforme du Secteur Public Agricole en 1987 qui avait donné lieu à plusieurs investissements agricoles individuels (Amichi *et al.*, 2011).

Par ailleurs, selon Bradaï *et al.*, 2016, la quantité totale d'eau stockée dans ces deux barrages reste insuffisante pour maintenir une irrigation convenable pour les pratiques agricoles, car elles doivent fournir de l'eau potable aux zones urbaines. En plus, la mauvaise gestion en termes de pertes d'eau par les canaux de distribution (20 % de l'eau totale) et l'augmentation du nombre de la population a contraint plusieurs agriculteurs à utiliser les eaux souterraines pour irriguer leurs cultures, en utilisant le pompage illégal dans les cas par nécessité à partir des aquifères ayant souvent des eaux souterraines de qualité médiocre avec une moyenne de  $CE = 2,73 \text{ dS.m}^{-1}$  (Douaoui et Hartani, 2007 ; Bradaï *et al.*, 2016), inutilisables pour l'irrigation (USSLS, 1954).

L'application des indices de salinité pour estimer la CE a montrée des corrélations moyenne ( $0.53 < R < 0.65$ ) entre les valeurs EC estimée et EC mesurée (tab. 22). Ces indices donnent des estimations élevées lorsque la réflectance est élevée. Cette dernière est liée à l'aspect de la clarté et de la rugosité du sol de surface (Douaoui *et al.*, 2006b ; Abuelgasim et Ammad, 2019).

L'utilisation des indices de salinité a amélioré la fiabilité de l'estimation de la CE par rapport à l'utilisation de méthodes d'interpolation traditionnelles telles que le krigeage simple ou ordinaire (chapitre IV). Les prédictions moyennes de la salinité des sols dans ce travail ont confirmé les résultats de plusieurs auteurs qui ont tenté de prédire la salinité des sols en utilisant des données de télédétection où les résultats ont montré un pouvoir de prédiction moyen (Douaoui *et al.*, 2006b ; Lobell *et al.*, 2010 ; Zhang *et al.*, 2011 ; Wang *et al.*, 2013 ; Meng *et al.*, 2016)

L'échantillonnage est effectué pendant la période estivale (pour coïncider avec la capture de l'image Landsat-8 OLI où l'humidité du sol est très faible (Yahiaoui *et al.*, 2015) et la végétation pendant cette saison de l'année est concentrée dans les périmètres irrigués de la zone d'étude (H'madna, Djediouia, Ouarizane, Oued Rhiou et Gerraou, (Figure 01)) et dans les périphéries de ces périmètres avec une végétation halophyte (Mokhtari *et al.*, 2017), Une grande partie de ces zones est caractérisée par une forte salinité des sols mais avec une faible réflectance notamment dans la bande rouge (B4) due à la présence de végétation cultivée (irriguée) ou naturelle (plantes halophytes), ceci explique la sous-estimation de la salinité des sols par les indices de salinité en particulier dans les sols avec des valeurs de CE > 10 ds.m<sup>-1</sup> (tab. 21, fig. 44, fig. 45, fig. 46) lorsque on applique l'IS, l'IS<sub>vir</sub> ou l'IS<sub>khan</sub>, comme dans le cas de la partie ouest centrale de la zone d'étude (région de Gaâ (Figure 2)) où la végétation halophyte domine (Mokhtari *et al.*, 2017). Par contre, cette estimation est fiable dans la région de Sebkhât Benziane (croûte de sel (figure 1) qui est caractérisée par une croûte de sel superficielle durant cette saison de l'année (forte évaporation) (Yahiaoui *et al.*, 2021), ce qui diminue fortement la rugosité du sol et augmente la réflectance du sol dans les trois bandes (B3, B4, B5) composant les indices de salinité. Pour le NDSI, des sous estimations élevées de la CE sont enregistrées pour les valeurs supérieures à 18 dS.m<sup>-1</sup> (tab. 21, fig. 47). Ceci est expliqué par la bonne discrimination de la salinité des sols dans les zones caractérisées par des taux de salinité moyenne (8-16 dS.m<sup>-1</sup>) où la végétation halophyte dans la dépression Gaa et la végétation cultivée (dans les périmètres irrigués) sont dominantes. Cette bonne discrimination de la salinité des sols est due aux deux bandes B4 (rouge) et B5 (Proche infrarouge) composantes du NDSI qui caractérise bien la végétation chlorophyllienne.

L'application des réseaux de neurones artificiels fonctionnant par les données de télédétection avait déjà été mise en évidence par Bouksila *et al.*, (2010) dans les zones semi-arides de la Tunisie et les résultats de ce travail s'alignent sur des travaux antérieurs tels que Farifteh *et al.*, (2007) qui considèrent les RNAs utilisant des données d'imagerie comme un excellent outil pour estimer et cartographier la salinité des sols.

Les réseaux de neurones artificiels sont des outils de modélisation numérique qui tentent de prédire les sorties d'un système à partir de la connaissance des entrées (Strobelt *et al.*, 2017). Dans cette étude, l'utilisation d'une fonction d'activation non linéaire (fonction hyperbolique ; équation 17) a permis d'améliorer la prédiction linéaire (Nawar *et al.*, 2014 ; Eroglu *et al.*, 2019 ; Garcia et Eldeiry, 2020) de la CE notamment pour les indices de salinité., Cette prédiction non linéaire est basée sur la structure complexe du réseau en combinant les valeurs de réflectance des bandes : B3 (dans le vert), B4 (dans le rouge) et B5 (dans le proche

infrarouge) comme entrées, avec les données CE mesurées en sortie. Par ailleurs, les erreurs de prédiction sont significativement réduites grâce à la correction du coefficient de pondération qui représente la connexion entre deux neurones (poids ;  $w_{ij}$ ) (fig. 28) par retro-propagation, ce qui minimise l'écart d'erreur entre les valeurs de la CE estimée et celles de la CE mesurée, en particulier dans le cas d'un taux d'apprentissage  $\eta = 0,3$  ( $R^2 = 0,80$ ) où l'apprentissage du réseau est idéal pour prédire la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff.

## **V.5. Conclusion**

L'application des indices de salinité et les RNA pour l'estimation de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff a montrée des résultats différents en ce qui concerne la précision et la fiabilité de la prédiction.

L'estimation de la CE des sols par les indices de salinité basée sur les données de télédétection (B3, B4, B5) a donné une qualité de prédiction moyenne ( $R^2 < 0,50$ ) pour tous les indices de salinité utilisés dans ce travail mais avec un avantage pour l'IS ( $R^2 = 0,61$ ) qui présente la bonne qualité d'estimation entre les quatre indices, suivi par le NDSI. Pour ce dernier et malgré son coefficient de détermination faible ( $R^2 = 0,37$ ), la tendance de la corrélation linéaire de la CE mesurée avec la CE estimée est de bonne qualité lorsque les valeurs de la CE  $< 18 \text{ dS.m}^{-1}$  (fig. 25). Pour les autres indices ( $IS_{vir}$ ,  $IS_{khan}$ ), la qualité de prédiction est toujours faible en particulier dans le cas de l' $IS_{khan}$  où le pouvoir de prédiction de la salinité des sols ne dépasse pas 27%.

L'utilité de la technique des RNA dans cette recherche est démontrée par sa fiabilité dans l'amélioration de la cartographie et de l'estimation des de la salinité des sols dans les études à grande échelle par rapport aux indices de salinité, avec une bonne performance de prédiction de la CE ( $R^2 = 0,80$ ). Ceci a été confirmé par les paramètres statistiques de validation appliqués dans ce travail où la concordance entre les valeurs estimées et mesurées de la CE est bonne ( $R_c = 0,87$ ) et le modèle de RNA est qualifié de fiable pour la prédiction de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff selon le  $RPD = 3,47$  ( $RPD > 2$ ). Cette fiabilité de prédiction est trouvée lorsque le coefficient de taux d'apprentissage  $\eta = 0,3$ . Lorsque ( $\eta < 0,3$ , un-sous apprentissage de modèle est constatée et lorsque  $\eta > 0,3$ , un sur-apprentissage de modèle est notée.

Spatialement, nous avons estimé que la salinisation des sols affecte près de 80% de la surface totale de la plaine du Bas Cheliff avec l'application de l' $RNA_{\eta=0,3}$  et près de 64 % du territoire de la zone d'étude avec les indices de salinité. Le plus inquiétant est que ce processus de dégradation des terres de la plaine du Bas Cheliff par la salinité s'est accéléré au cours des dernières décennies (Douaoui *et al.*, 2006b), alors que dans les années 1950, selon (Boulaine, 1957), il était seulement à 34%.

*Chapitre VI.*  
*Application des RNAs*  
*pour l'évaluation de*  
*l'effet de la topographie*  
*sur la salinité des sols*  
*dans la plaine du Bas*  
*Cheliff*

## **VI. Application des RNAs pour l'évaluation de l'effet de la topographie sur la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff**

Pour bien comprendre la topographie de la zone d'étude et avant l'évaluation de l'effet de cette topographie sur la salinité des sols, les cartes des paramètres topographiques à savoir l'altitude, la pente et son exposition sont obtenues en se basant sur un modèle numérique d'élévation de type ASTER GDEM par le biais de l'outil "Raster Surface" du Système d'information géographiques Arc-Gis.

Ce chapitre présente l'effet des paramètres topographiques sur la salinité des sols et l'estimation de la CE par l'application des réseaux de neurones artificiels en utilisant une base de données spectro-topographique composée d'une combinaison de 796 valeurs de luminance des bandes B3 (vert), B4 (rouge), B5 (Proche infrarouge) de l'image Landsat 8-OLI et des valeurs des paramètres topographiques (altitude, pente et exposition de la pente) avec les valeurs de la CE mesurée.

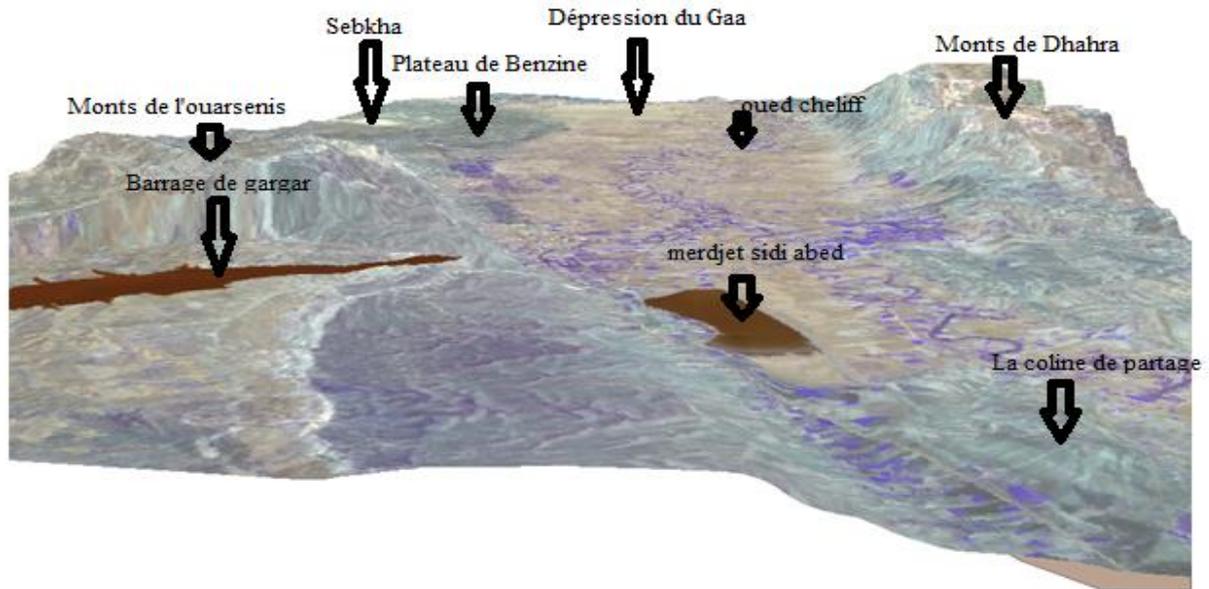
Les principaux objectifs de ce chapitre sont :

- L'évaluation de la relation linéaire entre les valeurs de la CE estimées par les indices de salinité ( $IS$ ,  $IS_{khan}$ ,  $IS_{vir}$  et  $NDSI$ ) et les paramètres topographiques ;
- Estimation de la CE par des RNAs en se basant sur les paramètres topographiques d'une part et les paramètres spectro-topographiques d'une autre part.

### **VI.1. Cartographie des paramètres topographiques**

La zone d'étude est une plaine entre deux monts, les monts de Dhahra au Nord et les monts d'Ouarensenis au Sud. Elle est traversée par l'oued Cheliff (fig. 49) et se caractérise par sa forme plate en général, ce qui rend relative la discrimination entre les différents paramètres topographiques. Malgré cette forme plate de la zone d'étude, certaines unités agro-pédo-paysagiques restent tout de même constatées telles que la colline de Partage, la dépression de la Gaa, le plateau de Benziane, la Sebka de Benziane, et l'oued de Cheliff. Ces unités définies à la base de la morphologie du terrain, l'occupation du sol et la formation pédologique de la plaine du Bas Cheliff (Yahiaoui, 2016).

La superposition de l'image satellitaire Landsat OLI-8 sur le MNE de la zone d'étude dans le système d'information géographique Arc-Gis a permis de bien définir ces unités avec une vue en 3 dimensions (fig. 49).

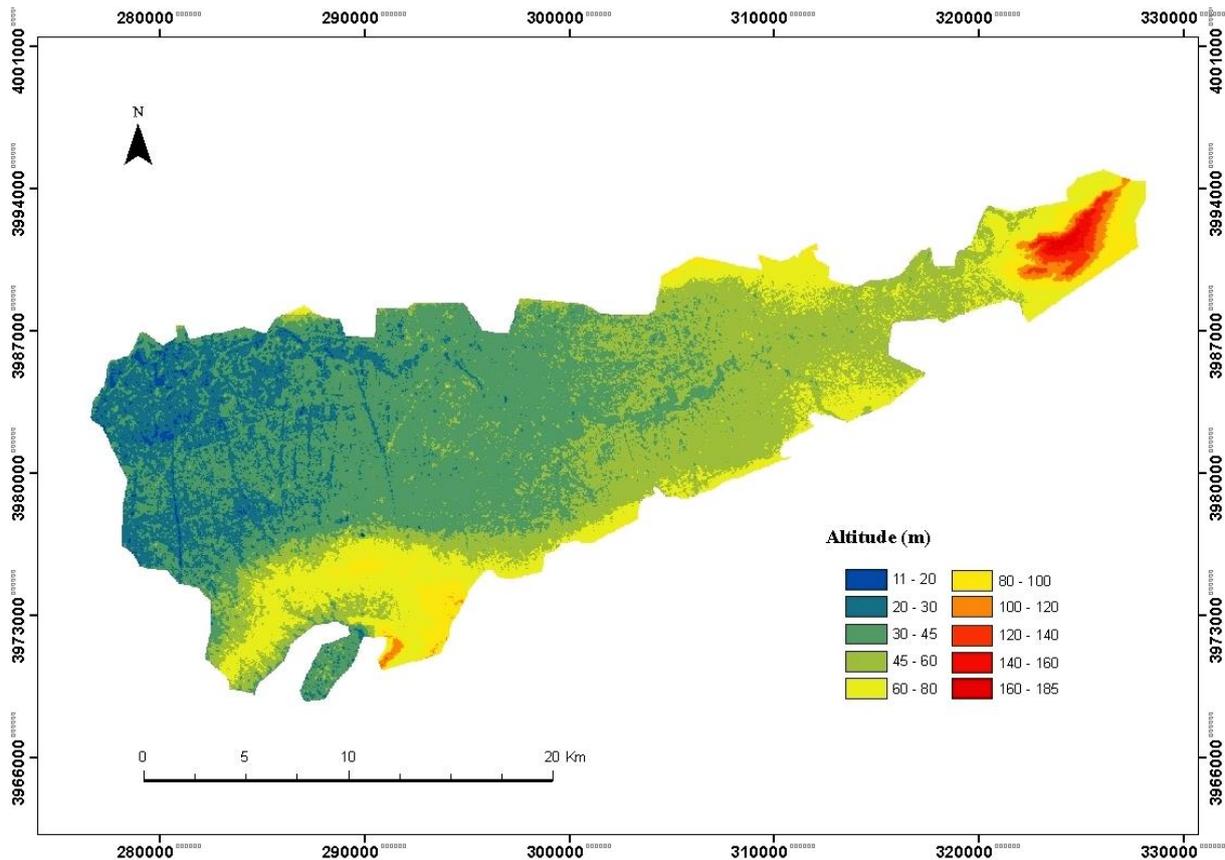


**Figure 49. Présentation en 3 dimensions de principales unités agro-pédopaysagiques de la plaine du Bas Cheliff.**

### **VI.1.1. Altitude**

L'altitude (A) représente la hauteur physique verticale d'un objet de surface où l'origine de référence est le niveau de la mer (niveau 0,00 m). L'altitude est un élément topographique important permettant une bonne appréciation de la morphologie topographique d'un terrain donné. Dans la plaine du Bas Cheliff, le modèle numérique d'élévation ASTER GDEM, a été utilisé pour calculer ce paramètre topographique essentiel (fig. 50).

La carte des altitudes de la plaine du Bas Cheliff montre que l'altitude diminue proportionnellement de l'est à l'ouest, excepté la zone de plateau de Benziane (à l'ouest) où les altitudes varient entre 60 à 120 m. Juste au nord du plateau de Benziane et dans l'extrême ouest de la plaine dominent les altitudes les plus basses de la zone d'étude dans la dépression de Gaa (11 – 30 m). Allant vers l'est, une augmentation des valeurs d'altitude est remarquée avec des valeurs variant entre 30 jusqu'à 60 m dans la partie centrale de la plaine du Bas Cheliff. Les valeurs les plus élevées de l'altitude (> 160 m) sont enregistrées dans l'extrême est de la zone d'étude (la colline de partage). Les périphériques de la plaine dans les régions de Oued Rhio, Djidiouia, H'madna au sud et dans Ouarizane au Nord présentent des altitudes moyennes (en comparaison avec l'altitude la plus basse (11m) et l'altitude la plus élevée (185m) de la plaine) qui varient entre 80 m jusqu'à 100m.

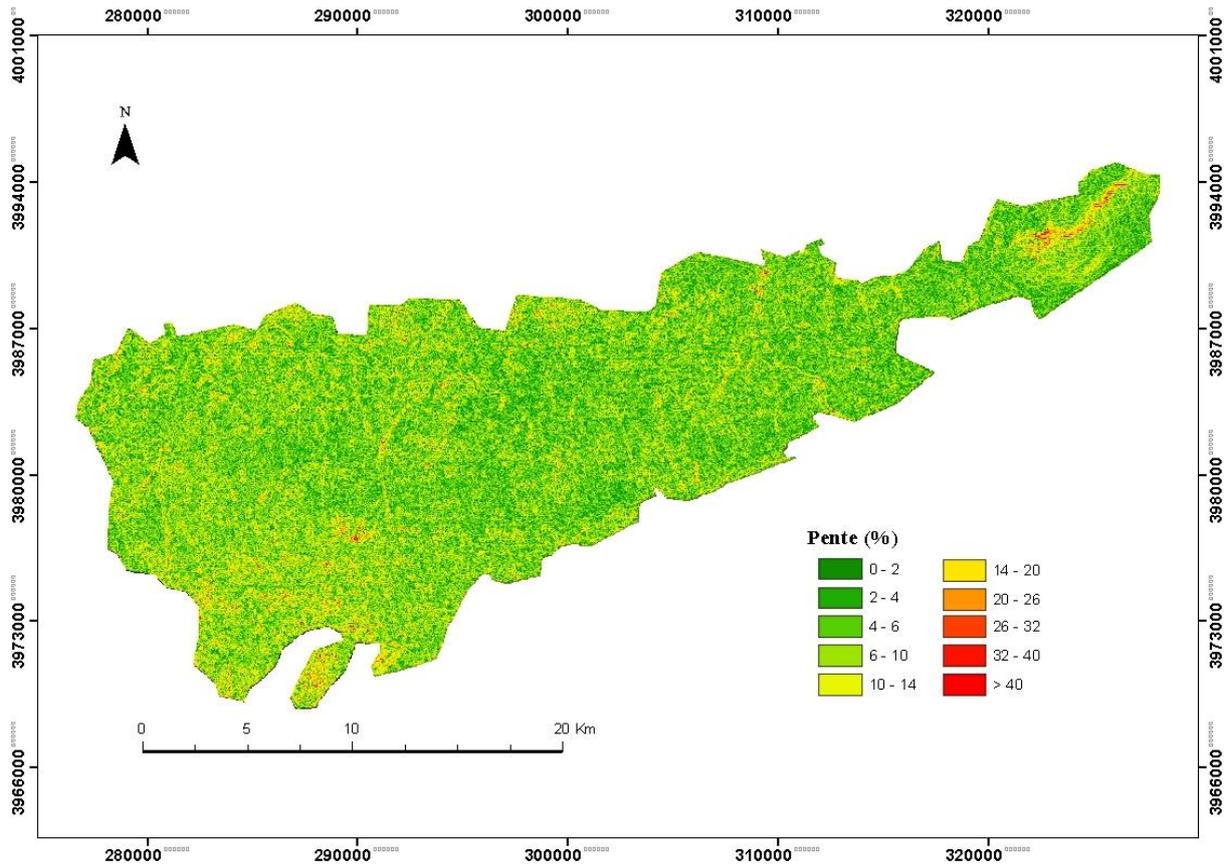


**Figure 50. Carte des altitudes de la plaine du Bas Cheliff**

### **VI.1.2. Pente**

La pente (P) est un paramètre topographique résultant du rapport entre l'altitude et la distance de surface ; elle représente un paramètre primordial pour bien comprendre la géomorphologie et l'extension spatiale des différents groupes pédopaysagique du terrain. La pente est exprimée en degré ou en pourcentage, dans cette étude elle est représentée en pourcentage (fig. 51).

L'étendue de la pente dans la plaine du Bas Cheliff varie entre 0% à presque 43% mais avec une dominance des valeurs faibles (0 – 6%), en particulier dans la partie centrale de la plaine et dans la dépression de Gaa. Une légère augmentation de pente est enregistrée dans les périphéries de Djidiouia, Hmadna, Oued Rhio et Ouarizane en atteignant les 6 à 10 %. Des grandes superficies de la région Nord-ouest de la plaine et du plateau de Benziane montrent des valeurs qui varient entre 10 à 20%, alors qu'à l'extrême Est de la plaine (dans la colline de partage) les valeurs de pentes supérieures à 20 % sont dominantes.

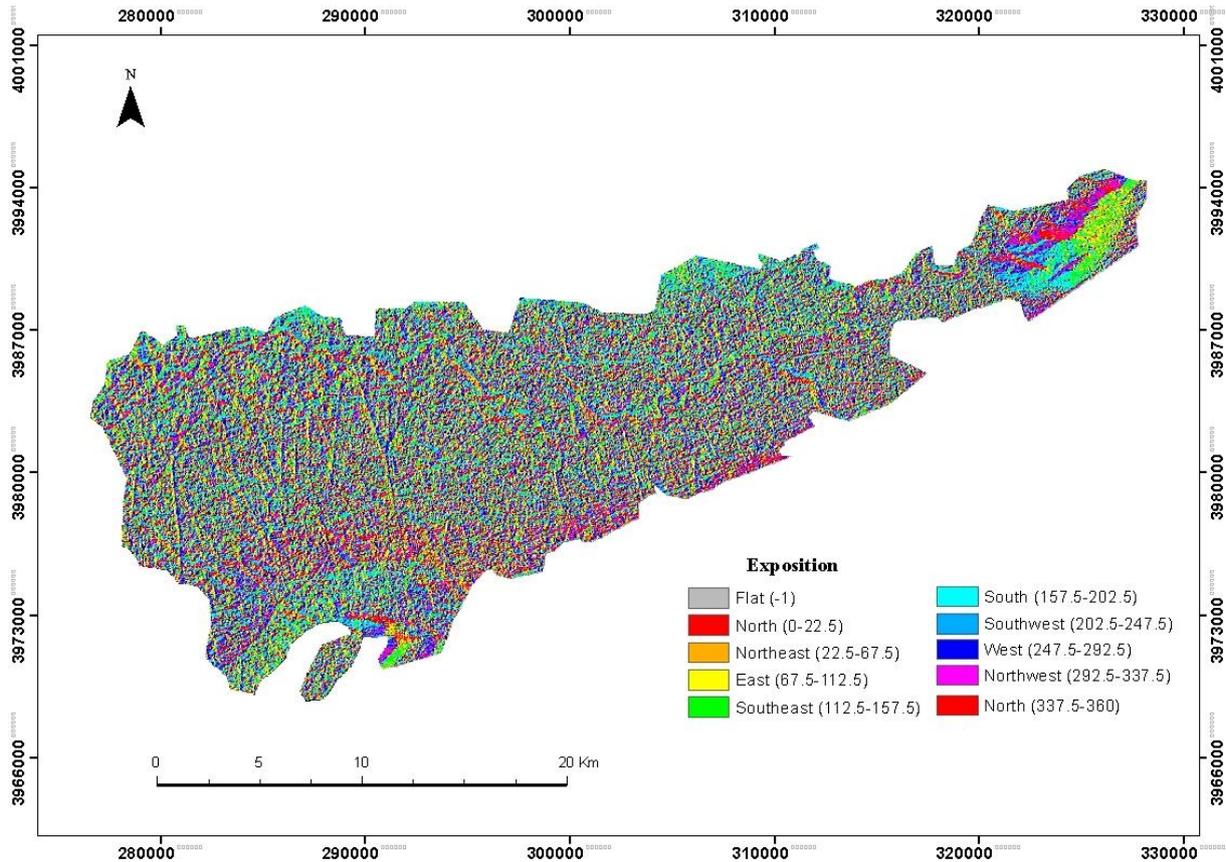


**Figure 51. Carte des pentes de la plaine du Bas Cheliff**

### **VI.1.3. Exposition de la pente**

Pour une bonne représentation géographique de la pente, il est nécessaire de cartographier son exposition (EP) pour donner une classification morphologique basée sur la direction de la pente où la pente peut posséder des directions différentes dites orientation ou exposition. En se basant sur le modèle numérique de terrain ASTER GDEM, une carte d'exposition des pentes dans la plaine du Bas Cheliff est établie (fig. 52).

La carte des expositions de la plaine du Bas Cheliff montre que ce dérivé topographique présente une distinction importante dans la zone d'étude où les régions caractérisées par des pentes faible (0-10%) dans la partie centrale de la plaine en intégrant les périphériques de Djidiouia, Hmadna, Oued Rhio et la dépression de Gaa s'orientent préférentiellement vers le nord et le sud ouest de la plaine, alors que les zones à moyennes pentes (10 à 20%) dans le plateau de Benziane et les périmètre périphériques nord de Garaou et Ouarizane s'orientent vers les exposition sud et sud-ouest de la plaine. Finalement les fortes pentes (> 40%) de l'extrême Est de la zone d'étude s'exposent clairement avec la dominance de plusieurs directions Sud, Sud-est, Nord et Nord-ouest.



**Figure 52. Carte de l'exposition des pentes dans la plaine du Bas Cheliff**

## **VI.2. Confrontation des indices de salinité avec les paramètres topographiques**

Dans l'objectif d'évaluer les effets linéaires des dérivés topographiques issues d'un MNE de types ASTER GDEM sur la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff, les valeurs de trois dérivés topographiques (A, P, EP) dans 796 points, sont confrontés avec les valeurs des CE estimées par les indices de salinité utilisés dans ce travail (IS, IS<sub>khan</sub>, IS<sub>vir</sub>, NDSI) des 796 pixels ayant les mêmes coordonnées géographiques.

Les coefficients des corrélations entre les résultats de chaque indice de salinité et les différents paramètres topographiques sont calculés (tab. 23) où les résultats montrent que l'altitude présente les corrélations les plus élevées pour tous les indices de salinité avec des valeurs négatives indiquant que cette corrélation (altitude-salinité des sols) est inversement proportionnelle.

L'IS<sub>vir</sub> est l'indice qui présente la valeur le plus élevée ( $r = -0,59$ ) alors que la corrélation entre les valeurs d'altitude et de NDSI sont faible ( $r = -0,28$ ). Les autres indices de salinité (IS et IS<sub>khan</sub>) montrent des corrélations significatives moyennes ( $r = -0,56$  et  $r = -0,55$  respectivement).

**Tableau 23. Corrélations des indices de salinité avec les dérivées topographiques**

	<i>IS</i>	<i>IS<sub>khan</sub></i>	<i>IS<sub>vir</sub></i>	<i>NDSI</i>
<b>Exposition de pente</b>	0,04	0,04	0,01	0,00
<b>Pente (%)</b>	<b>-0,24</b>	<b>-0,24</b>	<b>-0,21</b>	0,05
<b>Altitude (m)</b>	<b>-0,56</b>	<b>-0,55</b>	<b>-0,59</b>	<b>-0,28</b>

En gras : Coefficients de corrélation significative au seuil de 5%.

Malgré la faiblesse des corrélations entre la pente et les résultats des indices de salinité (*IS*, *IS<sub>khan</sub>* et *IS<sub>vir</sub>*), elles restent, toutefois, significatives. Cette corrélation pente – salinité des sols est très faible quand le *NDSI* est appliqué pour estimer la salinité des sols, comme dans le cas de l'altitude

Finalement l'exposition de la pente ne présente aucune corrélation avec les différents indices de salinité où les coefficients de corrélations (Exposition de la pente – salinité des sols) sont très faibles et non significatives (tab. 23)

### **VI.3. Estimation de l'effet des paramètres topographiques sur la salinité des sols par l'application des RNAs**

Les résultats de corrélation précédentes entre les paramètres topographiques et les indices de salinité ne permettent pas la compréhension de l'effet de la topographie du terrain de sur la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff. Pour atteindre cet objectif et mieux comprendre cette relation, quatre réseaux de neurones artificiels ont été développés en utilisant le logiciel Matlab R2010a (Matlab, 2010) pour estimer les corrélations existantes entre la salinité du sol et les caractéristiques topographiques obtenues à partir des 3 dérivés du model numérique d'élévation ASTER GDEM (élévation, pente, exposition de la pente) (Figure 7 (dans le chapitre. Matériels et Méthodes) calculés dans ce travail.

Le *RNA<sub>2</sub>* (couleur rouge dans la figure 29 ; Chapitre III) a été réalisé en utilisant les 3 paramètres topographiques comme des neurones d'entrées (élévation, pente, exposition). Ces derniers ont été convertis en 8 neurones cachés avant de renvoyer le neurone cible (sortie) présentant les valeurs de la CE.

Le *RNA<sub>3</sub>* (couleur verte dans la figure 29 ; Chapitre III) s'est concentré sur le rôle de l'ensemble élévation et pente (2 neurones d'entrée > 4 neurones cachés > 1 neurone de sortie prenant les valeurs de la CE) dans l'estimation de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff.

Finalement un *RNA<sub>4</sub>* (couleur bleue dans la figure 29 ; Chapitre III) a été appreni par 5 neurones d'entrée (les valeurs des 3 bandes (B3, B4, B5) + les valeurs de l'élévation et de la pente) donnant un aperçu sur l'effet des données de la topographie (altitude et pente) couplées avec les données de la télédétection (B3, B4, B5) sur l'estimation de la CE dans la plaine du Bas Cheliff .

**VI.3.1. Choix des taux d'apprentissage ( $\eta$ ) les plus convenables pour les 3 RNAs estimant la CE à la base des données topographique**

L'application des différents taux d'apprentissage ( $\eta = 0,01, 0,1, 0,2, 0,3, 0,4, 0,5, 0,6$ ) a permis de déterminer le taux qui représente l'apprentissage du réseau le plus convenable pour bien estimer la CE, tout en évitant le sous et le sur apprentissage, ceux-ci est appliqué sur les 3 RNAs.

**VI.3.1.1. Taux d'apprentissage ( $\eta$ ) pour RNA<sub>2</sub>**

Ce réseau, développé pour estimer la salinité des sols en se basant sur les trois paramètres topographiques (élévation, pente et son exposition), montre que le taux d'apprentissage n'a pas d'effet sur la qualité d'estimation de la CE où la corrélation entre les valeurs mesurées et estimées par le RNA<sub>2</sub> de la CE est certainement significative (avec un seuil de signification de 5%) mais elle reste toujours faible avec les différents taux d'apprentissages appliqués dans ce travail (tab. 24).

**Tableau 24. Comparaison entre la qualité d'estimation de la CE par les RNA<sub>2</sub>, avec l'application de plusieurs taux d'apprentissage.**

	$\eta=0,01$	$\eta=0,2$	$\eta=0,3$	$\eta=0,4$	$\eta=0,5$	$\eta=0,6$
<b>R</b>	0,21	0,26	0,28	0,39	0,31	0,23
<b>R<sup>2</sup></b>	0,04	0,07	0,08	0,15	0,09	0,05

Le tableau 24 montre que le taux d'apprentissage qui donne la meilleure estimation par le RNA<sub>2</sub> (3 neurones d'entrées (élévation, pente, exposition)) est le  $\eta=0,4$  avec un coefficient de corrélation  $r = 0,39$  entre les valeurs réelles et les valeurs estimées de la CE où les valeurs de  $\eta < 0,4$  engendrent une sous-estimation de la CE par le RNA<sub>2</sub> (des valeurs de R beaucoup plus faible), alors que les valeurs de  $\eta > 0,4$  provoquent une surestimation diminuant la qualité d'estimation de la CE par ce réseau de neurones artificiel basé sur les trois paramètres topographiques (élévation, pente, exposition).

**VI.3.1.2. Taux d'apprentissage ( $\eta$ ) pour RNA<sub>3</sub>**

Les résultats de corrélations faibles obtenues dans le RNA<sub>2</sub> nous ont obligés d'utiliser deux paramètres topographiques pour estimer la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff. Au début, la remarque la plus importante constatée est celle de l'utilisation de l'exposition de la pente (EP) dans les données d'entrées du réseaux de neurones artificiels RNA<sub>3</sub> que ce soit avec les données de l'altitude (A) ou de la pente (P) (tab. 25) qui a donné toujours des mauvaises estimations de la CE avec tous les taux d'apprentissage ( $\eta$ ) où des coefficients de corrélation non significatives très faibles sont enregistrés.

**Tableau 25. Utilisation des deux combinaisons (A et EP) et (P et EP) pour l'estimation de la CE par le RNA<sub>3</sub> avec l'application de plusieurs taux d'apprentissage.**

	RNA <sub>3</sub> avec (A et EP)					RNA <sub>3</sub> avec (P et EP)				
	$\eta=0,01$	$\eta=0,2$	$\eta=0,3$	$\eta=0,4$	$\eta=0,5$	$\eta=0,01$	$\eta=0,2$	$\eta=0,3$	$\eta=0,4$	$\eta=0,5$
<b>R</b>	0,087	0,096	0,095	0,045	0,077	0,044	0,076	0,056	0,067	0,042
<b>R<sup>2</sup></b>	0,007	0,009	0,009	0,002	0,006	0,002	0,004	0,003	0,005	0,002

L'application des valeurs de l'altitude et de la pente comme des données d'entrées pour le RNA<sub>3</sub> (2 neurones d'entrée > 4 neurones cachés > 1 neurone de sortie pour les valeurs de CE), afin d'estimer la salinité des sols à la base de ces deux paramètres topographiques (tab. 26), montre que le taux d'apprentissage a un effet important sur la qualité d'estimation de la salinité des sols dans notre zone d'étude et que le taux d'apprentissage permet la meilleure estimation de la CE par le RNA<sub>3</sub> est le  $\eta=0,5$  avec un bon coefficient de corrélation  $r = 0,74$  (tab. 19), alors que le RNA<sub>3</sub> va subir un sur-apprentissage si les valeurs de  $\eta > 0,5$  et inversement un sous-apprentissage est remarquée quand  $\eta < 0,5$ .

**Tableau 26. Comparaison entre la qualité d'estimation de la CE par les RNA<sub>3</sub>, avec l'application de plusieurs taux d'apprentissage.**

	$\eta=0,01$	$\eta=0,2$	$\eta=0,3$	$\eta=0,4$	$\eta=0,5$	$\eta=0,6$
<b>R</b>	0,26	0,32	0,44	0,62	0,74	0,46
<b>R<sup>2</sup></b>	0,07	0,10	0,19	0,38	0,55	0,21

### VI.3.1.3. Taux d'apprentissage ( $\eta$ ) pour RNA<sub>4</sub>

Le RNA<sub>4</sub> est développé pour bien comprendre l'effet des paramètres topographiques combinés avec les paramètres spectraux sur l'estimation de la CE et pour cela, les deux paramètres topographiques (altitude et pente) présentant la meilleure estimation de la CE dans le RNA<sub>3</sub> sont utilisés en combinaison avec les valeurs du luminance des bandes (B3, B4, B5) de l'image satellitaire Landsat 8-OLI comme 5 neurones d'entrée (A, P, B3, B4, B5) pour ce réseau (RNA<sub>4</sub>: 5 neurones d'entrée > 10 neurones cachés > 1 neurone de sortie pour les valeurs de CE).

**Tableau 27. Comparaison entre la qualité d'estimation de la CE par les RNA<sub>4</sub>, avec l'application de plusieurs taux d'apprentissage.**

	$\eta=0,01$	$\eta=0,2$	$\eta=0,3$	$\eta=0,4$	$\eta=0,5$	$\eta=0,6$
<b>R</b>	0,42	0,77	0,61	0,54	0,56	0,39
<b>R<sup>2</sup></b>	0,18	0,59	0,37	0,29	0,31	0,15

Le RNA<sub>4</sub> est appliqué avec plusieurs taux d'apprentissage (tab. 27) pour éviter le sur ou le sous-apprentissage lors de l'application du réseau dans l'estimation de la CE. Les résultats

## ***Chapitre VI. Application des RNAs pour l'évaluation de l'effet de la topographie sur la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff***

de ces différentes applications montrent que le taux d'apprentissage qui présente la meilleure corrélation entre les valeurs mesurées et estimées de la CE est le  $\eta = 0,2$  (tab. 27) où le RNA<sub>4</sub> présente un potentiel de prédiction de la CE dans la plaine du Bas Cheliff avec une précision de près de 60%.

### **VI.3.2. Evaluation de la fiabilité des estimations de la CE par les paramètres spectro-topographiques en appliquant les RNAs**

Cette validation est basée sur les calculs des cinq paramètres statistiques utilisés dans ce travail ( $r$ ,  $R^2$ , RMSE,  $R_c$  et RPD) appliquée sur 160 échantillons (20%) de la base de données (796 valeurs de CE mesurées au laboratoire) pour estimer la CE par les différentes méthodes utilisées dans ce travail.

Les résultats de cette validation montrent que l'application des trois dérivés topographiques du MNE (altitude, pente et exposition de pente) comme des données d'entrées pour le RNA<sub>2</sub>, a donné une estimation linéaire significative (au seuil de signification de 5%) faible avec un coefficient de corrélation  $r = 0,39$  (tab. 28).

**Tableau 28. Comparaison statistique de la fiabilité d'estimation de la CE par les paramètres spectro-topographiques en appliquant les RNAs**

	<b>RNA<sub>2</sub>(<math>\eta=0,4</math>)</b>	<b>RNA<sub>3</sub>(<math>\eta=0,5</math>)</b>	<b>RNA<sub>4</sub>(<math>\eta=0,2</math>)</b>
<b>R</b>	0.39	0.74	0.77
<b>R<sup>2</sup></b>	0.15	0.55	0.59
<b>RMSE</b>	17.5	14.30	8.20
<b>R<sub>c</sub></b>	0.18	0.57	0.76
<b>RPD</b>	0.21	1.89	2,04

Les autres paramètres statistiques confirment cette faible corrélation avec une concordance inacceptable entre les valeurs mesurées et estimées de la CE ( $R_c < 0,50$ ) et une erreur quadratique moyenne élevée (RMSE = 17,5) ainsi que la valeur de RPD= 0,21 (RPD < 1,4) qui montre que ce modèle de prédiction (RNA<sub>2</sub>( $\eta=0,4$ )) est non fiable pour prédire la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff.

L'estimation de la salinité des sols de la plaine du Bas Cheliff par RNA<sub>2</sub>( $\eta=0,4$ ) en se basant sur l'altitude, la pente et son exposition comme des neurones d'entrées a présenté une grande dispersion entre les valeurs mesurées et estimées de la CE pour toutes les valeurs (élevées et faibles) de la CE (fig. 53), ce qui confirme la mauvaise qualité d'estimation par ce réseau.

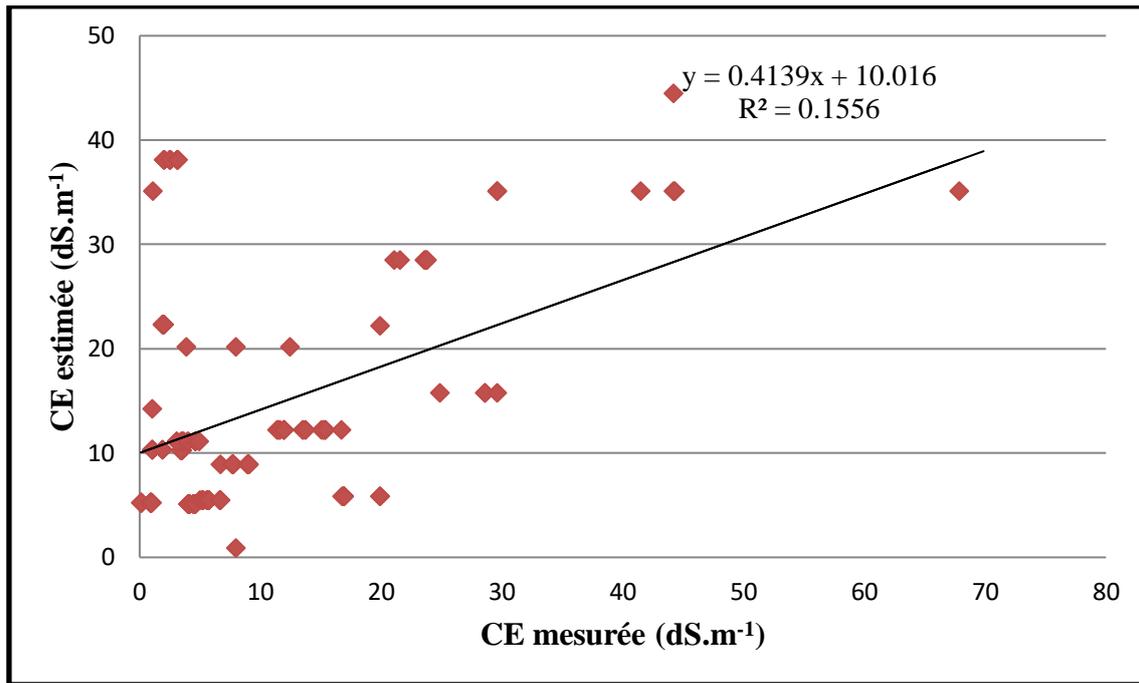


Figure 53. Corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimée par le RNA<sub>2</sub>( $\eta=0,4$ ).

Un autre réseau de neurones artificiel est développé en se basant sur deux des trois dérivés topographiques du MNE comme des données pour alimenter les neurones d'entrées du réseau. Après plusieurs essais (tab. 25 et tab. 26), les données topographiques d'altitude et de la pente (les neurones d'entrées) appliquées avec un taux d'apprentissage  $\eta=0,5$  (tab. 26) présentent des résultats d'estimations satisfaisantes.

Le RPD = 1,89 (tab. 28), issu de la confrontation des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimées par l'application du RNA<sub>3</sub>( $\eta=0,5$ ), indique que ce réseau présente les caractères d'un modèle équitable ( $1,4 < \text{RPD} < 2$ ) dans l'estimation de la CE et avec une erreur élevée d'un RMSE = 14,30, ceci explique la mauvaise concordance ( $0,50 < R_c < 0,60$ ) entre les valeurs mesurées et celles estimées de la CE par le RNA<sub>3</sub>( $\eta=0,5$ ).

Les paramètres statistiques précédents montrent une qualité d'estimation qualifiée de modérée malgré le bon coefficient de corrélation ( $r = 0,74$ ) enregistré par la confrontation des valeurs mesurées et estimée par RNA<sub>3</sub>( $\eta=0,5$ ) de la CE,

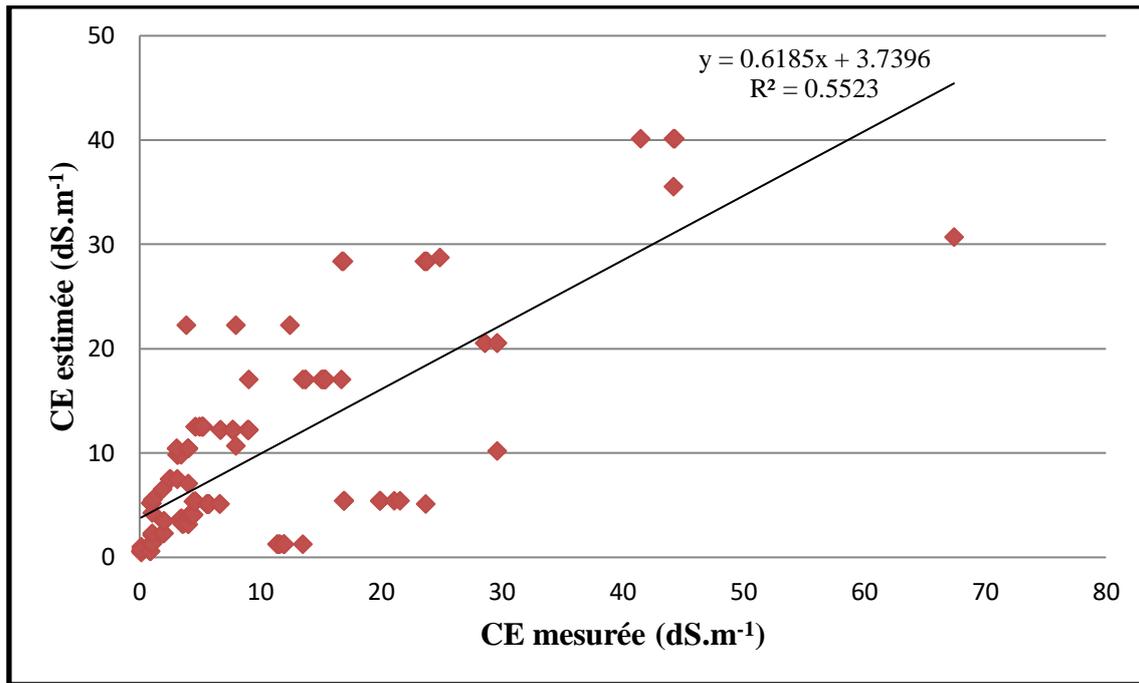


Figure 54. Corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimée par le  $RNA_{3(\eta=0,5)}$ .

Cette mauvaise estimation est expliquée par une sous-estimation de la salinité enregistrée lorsque on applique le  $RNA_{3(\eta=0,5)}$  où les valeurs estimées de la CE par ce réseau ne dépassent pas 40 dS.m<sup>-1</sup>(fig. 54), alors que les valeurs de la CE mesurée enregistre 67,41 dS.m<sup>-1</sup> comme une valeur maximale. Cette sous-estimation est beaucoup plus importante lorsque les valeurs de la CE > 5 dS.m<sup>-1</sup> (fig. 54).

Le dernier réseau de neurones artificiel créé dans ce travail est développé pour comprendre l'effet des paramètres topographiques (altitude (A) et pente (P)) combinés avec les données spectrales de la télédétection (B3 : vert, B4 : rouge, B5 : Proche infrarouge) sur la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff. Donc pour ce réseau  $RNA_4$  appliqué avec un taux d'apprentissage  $\eta=0,2$ , cinq neurones d'entrées sont alimentés par les cinq paramètres sectro-topographiques (A, P, B3, B4, B5) (5 neurones d'entrée > 10 neurones cachés > 1 neurone de sortie pour les valeurs de la CE mesurées) pour estimer la salinité des sols dans la zone d'étude.

Le  $RNA_{4(\eta=0,2)}$  a permis de bien prédire la CE quand les valeurs à estimer ne dépassent pas 10 dS.m<sup>-1</sup> (fig. 55)., Au-delà de cette valeur, l'ampleur de la divergence entre les valeurs estimées et mesurées de la CE augmente avec les valeurs élevées de la CE mesurée (fig. 55).

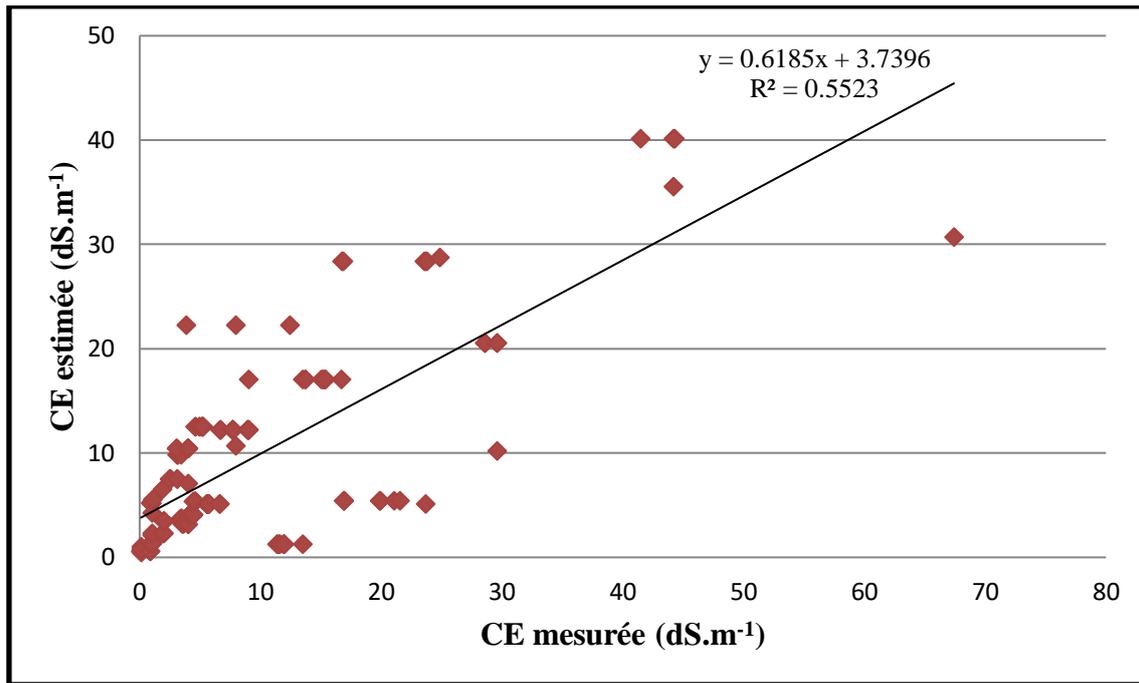


Figure 55. Corrélation linéaire des valeurs de la CE mesurées avec les valeurs de la CE estimée par le  $RNA_{4(\eta=0,2)}$ .

Cette bonne estimation est confirmée par les paramètres statistiques utilisés dans ce travail pour évaluer la fiabilité d'estimation de la CE (tab. 28) où une concordance ( $R_c = 0,76$ ) satisfaisante est remarquée entre les valeurs mesurées et estimées de la CE ( $0,71 < R_c < 0,80$ ) confirme la bonne corrélation ( $r = 0,77$ ).

Par ailleurs la valeur moyenne de l'erreur RMSE, entre les valeurs mesurées et estimées par le  $RNA_{4(\eta=0,2)}$  de la CE, en plus la valeurs du  $RPD > 2$  (tab. 28), indique que le  $RNA_{4(\eta=0,2)}$  utilisant les cinq paramètres spectro-topographiques représente un modèle excellent pour estimer la CE dans la plaine du Bas Cheliff avec un potentiel de prédiction atteignant les 60% de précision (tab. 28).

#### VI.4. Discussion des résultats d'estimation de la CE à la base des paramètres topographique et spectro-topographiques

La salinisation des sols est un problème mondial qui menace la productivité et la durabilité des sols (Singh, 2015). Cependant, peu d'études ont examiné l'influence des paramètres topographiques sur les modèles de distribution spatiale de la salinité des sols (Xu *et al.*, 2019), en particulier la combinaison des données topographiques avec les données de télédétection (les paramètres spectro-topographiques). Dans ce travail, un des principaux objectifs est de déterminer la corrélation entre la salinité des sols et les paramètres spectro-topographiques de la plaine du Bas Cheliff.

La corrélation linéaire entre la salinité des sols estimée par les indices de salinité et les différents paramètres topographiques ne présente pas les mêmes résultats pour les trois paramètres topographiques. C'est seulement l'altitude qui a montré des coefficients de

## ***Chapitre VI. Application des RNAs pour l'évaluation de l'effet de la topographie sur la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff***

---

corrélations moyennes opposées avec les valeurs de la CE alors que les autres dérivés topographiques (P et EP) montrent des corrélations faibles à très faibles, ceci montre que les zones avec des altitudes élevées ( $A > 80\text{m}$ ) comme le Plateau de Benziane et la colline de partage se caractérisent par des valeurs de CE faible et inversement. Une exception est toutefois notée pour la partie centrale (dépression de la Gaa) et Sebkhia de Benziane où la salinité est élevée et l'altitude est faible ( $A < 30\text{m}$ ). Ces résultats confirment que l'altitude est inversement proportionnelle à la salinité des sols (Ziane, 2013; Yahiaoui, 2016)

La pente et son exposition ne présentent pas des corrélations linéaires importantes sauf que la pente montre des coefficients de corrélation significatifs. Cette dernière représente un paramètre topographique important par son effet direct sur le ruissellement des eaux superficielles (Issa *et al.*, 2016) où plus l'ampleur de la pente est élevée, plus le lessivage des sols par ruissellement est important, diminuant par conséquent la salinité des sols (Grünberger, 2015), ce qui explique la relation opposée entre la pente et les valeurs de la CE.

Les corrélations linéaires faibles entre les données de la salinité et les paramètres topographiques, en particulier avec la pente, confirment la nécessité de l'application d'une méthode non linéaire si on veut bien comprendre une complexité non linéaire (Ghedira, 2002) comme l'effet de la topographie sur la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff.

Pour atteindre cet objectif, trois réseaux de neurones artificiels (RNA<sub>2</sub>, RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub>) ont été développés en se basant sur les paramètres topographiques (altitude, pente, exposition de la pente) issus d'un modèle numérique d'élévation de type ASTER GDEM et des valeurs de luminances des bandes (B3, B4, B5) d'une image satellitaire de type Landsat 8-OLI. Ces trois réseaux sont appliqués avec plusieurs taux d'apprentissage où chaque RNA a donné des différentes performances d'estimation de la CE selon les différents taux d'apprentissage ( $\eta = 0.01, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6$ ) utilisés dans ce travail, sauf pour le RNA<sub>2</sub> où le  $R^2 < 0,15$  même avec la variation des taux d'apprentissage, ce qui montre que les valeurs des trois paramètres topographiques (A, P, EP) ensemble dans un RNA ne permettraient pas une bonne estimation de la CE et que le taux d'apprentissage ( $\eta$ ) n'a aucun effet sur l'estimation si les variables d'estimation de la couche d'entrée d'un RNA (A, E, EP dans ce travail) ou un d'entre eux ne présentent pas des corrélations significatives avec le variable à estimer dans la couche de sortie du RNA (Nakamura *et al.*, 2021) représentant le CE dans notre travail, et ce malgré les grandes performances de calcul fournies par les réseaux de neurones artificiels (Bouaziz, 2017).

La focalisation sur deux paramètres topographiques (altitude et pente) du MNE pour entraîner le RNA<sub>3</sub> a permis l'amélioration de l'estimation de la CE ( $R^2 = 0.55$ ). On peut donc dire que l'exposition de la pente est le paramètre qui a perturbé la qualité d'estimation dans le RNA<sub>2</sub> (altitude et pente et exposition de la pente), ce qui confirme les résultats de Yahiaoui, 2016 où la confrontation linéaire entre les données de l'exposition de la pente et les valeurs de la CE a donné des corrélations très faibles et les mêmes résultats sont enregistrés pour la pente avec un coefficient de corrélation faible non significatif. Par contre, l'altitude a donné des corrélations significatives moyennes avec la salinité (Yahiaoui, 2016). L'avantage dans notre

## ***Chapitre VI. Application des RNAs pour l'évaluation de l'effet de la topographie sur la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff***

---

travail est que l'estimation de la CE dans la plaine du Bas Cheliff est effectuée à la base de l'ensemble des valeurs des deux paramètres topographiques d'altitude et de la pente, ces résultats montrent les performances de prédictions des RNA entraînés par rétro-propagation (Ghedira, 2012) par la minimisation des erreurs (fig. 28) lors de l'apprentissage du réseau avec les valeurs de ces deux paramètres (altitude et pente) dans la couche d'entrée et les valeurs de la CE mesurée dans la couche de sortie (objectif) du réseau où l'algorithme de rétro-propagation permet d'estimer les corrections à faire entre deux neurones sur deux couche successives. Cette correction a permis de minimiser l'erreur entre la sortie de calcul par le réseau (CE estimée) et la sortie visée dans la couche de sortie (CE mesurée) pour tous les réseaux de neurones artificiels développés dans ce travail.

La meilleure performance d'estimation de la CE par le RNA<sub>3</sub>, est remarquée avec le taux d'apprentissage  $\eta=0,5$  représentant le taux le plus élevée appliqué dans ce travail., Ceci est expliqué par le nombre de paramètres appliqué dans ce réseau RNA<sub>3</sub> (2 paramètres d'entrés : altitude et pente) qui nécessite un taux d'apprentissage élevé (Peace *et al.*, 2015) pour que le réseau puisse atteindre son optimum d'apprentissage sans compromettre la qualité d'estimation (Takase *et al.*, 2018), expliquée par une amélioration de l'estimation de la CE par le RNA<sub>3</sub> avec l'augmentation de taux d'apprentissage jusqu'à que la valeur de  $\eta=0,5$  (tab. 26).

Malgré la bonne corrélation entre les valeurs estimées par RNA<sub>3</sub> et les valeurs mesurées de la CE, les autres paramètres statistiques de validation (tab. 28) montrent que ce réseau présente une qualité d'estimation modérée. Ceci est dû à la topographie plate (altitude et pente faible) de notre zone d'étude (Douaoui, 2005) sauf dans les périphériques nord et sud de la plaine et dans la colline de partage et le plateau de Benziane où la salinité est faible ( $CE < 4dS.m^{-1}$ ), expliquant ainsi la grande dispersion du nuages des points entre les valeurs de la CE mesurée et estimée par le RNA<sub>3</sub> (fig. 54), lorsque les valeurs de la  $CE > 5 dS.m^{-1}$  dans les parties centrale et ouest de la plaine où les valeurs de CE élevées dominent.

Les résultats d'estimation de la CE par le RNA<sub>3</sub> nous a motivés à développer un autre réseau de neurones artificiels en combinant les dérivés du MNE (altitude et pente) avec les valeurs de luminances des trois bandes (B3 : vert, B4 : rouge, B5 : Proche infrarouge) les plus caractérisant les états de surface dans la plaine du Bas Cheliff (Yahiaoui *et al.*, 2021). Ces cinq variables vont être appliquées avec les valeurs de la CE pour entraîner le RNA<sub>4</sub>. Les quatre paramètres statistiques de validation ( $r$ , RMSE, RPD et  $R_c$ ) des résultats d'estimation de la CE par ce réseau montrent une bonne fiabilité de ce réseau dans la prédiction de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff avec une précision élevée (tab. 28) quand le taux d'apprentissage du réseau  $\eta=0,2$  (tab. 27). L'application de cinq variables (A, P, B3, B4, B5) dans les neurones de la couche d'entrée nécessite un taux d'apprentissage faible ( $\eta=0,2$ ) pour atteindre la meilleure estimation, ce qui confirme la relation inversement proportionnelle entre le nombre des neurones de la couche d'entrée d'un réseau de neurones artificiels et le taux d'apprentissage d'un réseau de neurones artificiels (Peace *et al.*, 2015).

## ***Chapitre VI. Application des RNAs pour l'évaluation de l'effet de la topographie sur la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff***

---

L'application des RNAs pour estimer la CE des sols dans la plaine du Bas Cheliff en se basant sur les données topographiques (RNA<sub>3</sub>) et spectro-topographiques (RNA<sub>4</sub>) a montré que cette estimation est bonne quand les valeurs de la CE sont inférieures à 10 dS.m<sup>-1</sup> comme le montre les nuages de points des valeurs de la CE estimée (par RNA<sub>3</sub> et RNA<sub>4</sub>) et des valeurs mesurées de la CE (fig. 54 et fig.55) où la dispersion des nuages des points est importante quand les valeurs de la CE >10 dS.m<sup>-1</sup>. Ce résultat performant est expliqué par le nombre important des valeurs de la CE < 10 dS.m<sup>-1</sup> qui représente 566 points échantillonnés (sur 796 en total), ce qui représente 71,11 % de toutes les valeurs de CE mesurées utilisées pour l'apprentissage des différents réseaux de neurones artificiels développés dans ce travail. Ce résultat confirme la forte dépendance des réseau de neurones artificiels au nombre des valeurs réelles pour une bonne prédiction de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff (Schmitt et Udelhoven, 2001).

### **VI.5. Conclusion**

La plaine du Bas Cheliff se caractérise par une morphologie plate où les altitudes et les pentes sont généralement faibles (A < 100m et P < 15 % respectivement) à l'exception de la Colline de partage (extrême Est de la zone d'étude) où dominent les altitudes et les pentes importantes (A > 160 m et P > 30% respectivement). Par contre, l'exposition de la pente montre une diversification importante sur la majorité des zones de la plaine sauf dans la colline de partage où dominent les orientations Nord et Sud.

Ces paramètres topographiques ne présentent pas des corrélations importantes avec les indices de salinité sauf l'altitude qui montre des coefficients de corrélation moyens opposés avec trois indices de salinité (IS, IS<sub>vir</sub> et IS<sub>khan</sub>).

L'application des réseaux de neurones artificiels en utilisant l'ensemble des valeurs topographiques d'altitude et de la pente a permis de bien estimer la CE dans la plaine du Bas Cheliff avec un potentiel de prédiction de 55%. Cette prédiction sera mieux ( $R^2 = 0,59$ ) quand les valeurs de l'altitude et de la pente sont combinées avec les valeurs de luminance des trois bandes (B3 : Vert, B4 : Rouge, B5 : Proche infrarouge) dans un RNA.

Les trois RNAs entraînés par retro-propagation ont montré que le taux d'apprentissage est inversement proportionnel au nombre des neurones d'entrée dans la phase d'apprentissage du réseau où le RNA<sub>3</sub>. Avec deux neurones d'entrée (altitude et pente), un taux d'apprentissage élevé ( $\eta=0,5$ ) est nécessaire, alors que le RNA<sub>4</sub> avec cinq neurones d'entrées (A, P, B3, B4, B5) a besoin d'un taux d'apprentissage faible ( $\eta=0,2$ ) pour atteindre l'apprentissage convenable à la prédiction de la CE dans la zone d'étude.

L'estimation de la CE par les RNAs entraînés par retro-propagation dans cette étude est meilleure quand la CE < 10 dS.m<sup>-1</sup>, à cause du nombre important (566 échantillons) des valeurs estimées dans cette fourchette, ce qui montre l'influence du nombre des valeurs mesurées sur la qualité d'estimation des variables par les RNAs.

*CONCLUSION*  
*GENERALE*

## **CONCLUSION GENERALE**

Les objectifs de ce travail étaient d'une part, l'estimation et la cartographie de la salinité des sols en utilisant une base de données de 796 valeurs de la CE mesurées avec l'application de trois méthodes différentes : i) La géostatistique en appliquant le krigeage simple et ordinaire, ii) La télédétection en estimant la salinité par l'application de quatre indices de salinité, calculés à partir d'une image satellitaire de type Landsat 8-OLI et iii) Les RNAs permettant d'estimer la salinité à la base des données de télédétection de l'image satellitaire Landsat 8-OLI et d'autre part, d'évaluer l'effet des données topographiques et spectro-topographiques issues d'un MNE de la zone d'étude et de l'image satellitaire Landsat 8-OLI sur la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff.

La plaine du Bas Cheliff, située à l'extrême Nord-Ouest du bassin versant du Cheliff, se caractérise par un climat semi-aride qui tend de plus en plus vers l'aridité avec une longue saison sèche de plus de 7 mois (d'avril jusqu'à octobre) obligeant les agricultures d'utiliser les eaux souterraines potentiellement salées dans l'irrigation accélérant la salinisation des sols de la zone d'étude. La salinité des sols est le phénomène de dégradation du milieu physique le plus répandu dans la plaine et elle détermine l'occupation des sols dans des grandes superficies de la plaine en particulier les types de végétations.

La salinité des sols dans la région d'étude se caractérise par une hétérogénéité élevée, confirmée par des valeurs de variance, effet de pépite et variance spatial importantes, ce qui rend difficile l'interpolation et la cartographie de la salinité des sols dans la zone d'étude. Spatialement, cette hétérogénéité varie dans la plaine d'une région à une autre, dont la direction (Nord Ouest - Sud Est) montre une auto-corrélation élevée par rapport aux autres directions et l'estimation de la CE dans cette direction serait donc plus facile que dans les autres directions.

Par l'application de la géostatistique, la carte de la salinité, obtenue par le KO, montre que 53% des sols de la plaine du Bas Cheliff sont touchés par la salinité, alors que 50 % est le ratio des sols salins si en se base sur le KS, avec une légère surestimation des valeurs faibles de la salinité et une sous-estimation importante des valeurs élevées de la CE, surtout dans le cas du KS, ce qui explique la très faible superficie de la classe des sols fortement salés dans la carte obtenue par cette méthode de KS.

La qualité d'estimation de la CE obtenue par le KO et le KS est faible avec un avantage pour le KO ( $R^2 = 0,39$ ) en comparaison avec le KS ( $R^2=0,24$ ). Ces résultats sont confirmés par les cartes d'écarts types d'estimation des deux méthodes de krigeage appliqués dans ce travail, où les écarts types d'estimation sont élevés sur une très grande superficie pour les deux méthodes en particulier pour le KS.

L'estimation de la CE des sols par les indices de salinité basés sur les données de télédétection des bandes B3 (vert), B4 (rouge) et B5 (PIR) a donné une qualité de prédiction moyenne ( $R^2 < 0.50$ ) pour les quatre indices de salinité utilisés dans ce travail où la qualité de prédiction de la CE par  $IS_{vir}$ ,  $IS_{khan}$  est toujours faible en particulier dans le cas de l' $IS_{khan}$  avec

un pouvoir de prédiction de la salinité des sols qui ne dépasse pas 27%, alors que l'IS présente une relative meilleure qualité d'estimation ( $R^2 = 0,42$ ) entre les quatre indices, suivi par le NDSI Ce dernier, et malgré son coefficient de détermination faible ( $R^2 = 0,37$ ), la tendance de la corrélation linéaire de la CE mesurée avec la CE estimée est de bonne qualité lorsque les valeurs de la CE  $< 18 \text{ dS.m}^{-1}$ .

La fiabilité des RNA dans l'amélioration de la cartographie et de l'estimation de la salinité des sols dans les études à grande échelle par rapport aux autres méthodes (géostatistique et télédétection) est confirmée dans ce travail de thèse, avec une bonne performance de prédiction de la CE ( $R^2 = 0,80$ ). Ceci a été confirmé par les paramètres statistiques de validation appliqués dans ce travail où la concordance entre les valeurs estimées et mesurées de la CE est bonne ( $R_c = 0.87$ ) et le modèle de RNA est qualifié de fiable pour la prédiction de la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff selon le RPD = 3,47 ( $\text{RPD} > 2$ ). Cette fiabilité de prédiction est trouvée lorsque le coefficient de taux d'apprentissage  $\eta = 0,3$  alors que lorsque  $\eta < 0,3$ , un-sous apprentissage de modèle est constaté et lorsque  $\eta > 0,3$ , un sur-apprentissage de modèle est noté.

L'application des indices de télédétection montre que 64 % des superficies de la zone d'étude sont affectées par la salinité alors que le  $\text{RNA}_{\eta=0,3}$  montre que 80% du territoire de la plaine du Bas Cheliff est salin. La gravité réside dans l'accélération accrue de ce processus de dégradation des terres de la plaine du Bas Cheliff par la salinité au cours des dernières décennies alors que dans les années 1950, selon (Boulaine, 1957), il était seulement à 34% (Douaoui *et al.*, 2006b).

Les dérivés topographiques issus du MNE de la zone d'étude montrent que les altitudes et les pentes sont généralement faibles ( $A < 100\text{m}$  et  $P < 15 \%$  respectivement) à l'exception de la Colline de partage (extrême Est de la zone d'étude) où dominent les altitudes et les pentes importantes ( $A > 160 \text{ m}$  et  $P > 30\%$  respectivement). L'exposition de la pente montre une diversification importante sur la majorité des zone de la plaine sauf dans la colline de partage où dominent les orientations Nord et Sud.

Les corrélations entre les indices de salinité et les paramètres topographiques sont faibles sauf pour l'altitude qui montre des coefficients de corrélation moyens opposés avec trois indices de salinité (IS,  $\text{IS}_{\text{vir}}$  et  $\text{IS}_{\text{khan}}$ ).

La base de données composée de l'ensemble des valeurs topographiques d'altitude et de la pente confrontée avec les données de la CE, utilisée pour entraîner un RNA a permis de mieux estimer la CE dans la plaine du Bas Cheliff avec un potentiel de prédiction de 55%. Cette prédiction a été améliorée ( $R^2 = 0,59$ ) quand les valeurs de l'altitude et de la pente sont combinées avec les valeurs de luminance des trois bandes (B3 : Vert, B4 : Rouge, B5 : Proche infrarouge), dans un RNA.

L'application des RNA entraînés par retro-propagation dans ce travail a montré que le taux d'apprentissage  $\eta$  est inversement proportionnel au nombre des neurones d'entrée dans la phase d'apprentissage du réseau où le  $\text{RNA}_3$  avec deux neurones d'entrées (altitude et

penne) nécessite un taux d'apprentissage élevé ( $\eta=0,5$ ), alors que le RNA<sub>4</sub> avec cinq neurones d'entrées (A, P, B3, B4, B5) a besoin d'un taux d'apprentissage faible ( $\eta=0,2$ ) pour atteindre l'apprentissage convenable à la prédiction de la CE dans la zone d'étude.

L'estimation de la CE par les RNAs entraînés par retro-propagation dans cette étude est meilleure quand la CE  $< 10 \text{ dS.m}^{-1}$ , à cause du nombre important (566 échantillons) des valeurs estimées dans cette fourchette, ce qui montre l'influence du nombre des valeurs mesurées sur la qualité d'estimation des variables par les RNAs.

Les résultats de ce travail montrent une propagation spatio-temporelle rapide de ce problème de salinité des sols dans la plaine, diminuant ainsi la fertilité des sols dans des grandes superficies. L'intervention des autorités pour une gestion adéquate de l'utilisation des eaux souterraines pour l'irrigation en installant un système de drainage basé sur les caractéristiques topographiques (pente et élévation) pour diminuer les taux de la charge de sels dans la solution du sol est fortement recommandée dans cette région.

Comme perspectives, il serait intéressant

- D'utiliser la télédétection passive ou active à très haute résolution (images satellitaires et MNE avec des résolutions spatiales de moins d'un mètre) pour une estimation plus fiable de la salinité des sols et pour une connaissance plus approfondie de la corrélation entre la salinité et les dérives du MNT.
- D'appliquer les nouvelles méthodes d'apprentissages automatiques en particulier l'intelligence artificielle pour obtenir des cartes de salinité plus efficaces et pour bien comprendre l'effet des paramètres topographique sur la salinité des sols.
- Utiliser ces outils statistiques, géostatistiques et de géomatique dans l'agriculture de précision pour étudier la variabilité spatiale et cartographier les autres caractéristiques du milieu physique liées à la fertilité des sols dans l'objectif est d'optimiser les rendements et les investissements agricoles.

*Références*  
*Bibliographiques*

**Références Bibliographiques**

- Ababou A, Mohammed C, Mohamed K, Khalladi M, Zineddine B, Djamel S. 2009. Analyse des associations végétales de la plaine salée du Bas-Cheliff, Algérie. *Acta Biológica Paranaense* **38**
- ABH-CZ. 2006. Bulletin de la qualité des eaux souterraines des nappes du Cheliff Zahrez. Ministère des ressources en eau.
- Abuelgasim A, Ammad R. 2019. Mapping soil salinity in arid and semi-arid regions using Landsat 8 OLI satellite data. *Remote Sensing Applications: Society and Environment* **13**: 415–425
- Agatonovic-Kustrin S, Beresford R. 2000. Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research. *Journal of pharmaceutical and biomedical analysis* **22**: 717–727
- Al-Dulaimi GA, Younes MK. 2017. Assessment of potable water quality in Baghdad City, Iraq. *Air, Soil and Water Research* **10**: 1178622117733441
- Allbed A, Kumar L. 2013. Soil salinity mapping and monitoring in arid and semi-arid regions using remote sensing technology: a review. *Advances in remote sensing* **2013**
- Amichi H. 2008. Évolution des systèmes agraires collectifs: de la décollectivisation aux nouveaux arrangements. Cas du bas Cheliff, Algérie. *Economies d'eau en systèmes irrigués au Maghreb*. Cirad, 12 p.
- BAGNOULS F, Gaussen H. 1953. Saison sèche et indice xérothermique. *Toulouse, França: Université de Toulouse, Faculteî dès Sciences*
- Bagnouls F, Gaussen H. 1957. Les climats biologiques et leur classification. *Annales de géographie*. JSTOR, 193–220
- Baillargeon S. 2005a. Le krigeage: revue de la théorie et application à l'interpolation spatiale de données de précipitations.
- Barhoumi A. 2020. Une approche neuronale pour l'analyse d'opinions en arabe. Le Mans
- Barry JP, Celles JC, Faurel L. 1974. Carte internationale du tapis végétal et des conditions écologiques: feuille d'Alger au 1: 1,000,000 avec notice explicative. Editee par la Societe d'Histoire Naturelle de l'Afrique du Nord.
- Basheer IA, Hajmeer M. 2000. Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of microbiological methods* **43**: 3–31
- BELOUAZNI A. 2010. Bilan hydrosalin à l'échelle de la parcelle et d'une zone homogène drainée dans le Bas-Chélif. Université de Chlef-Hassiba Benbouali
- Bensaid A. 1997. Traitement des données multisources et conception d'une base de données dans un SIG en vue de la caractérisation d'un milieu physique: application à une zone steppique au nord de Laghouat. Thèse de Magister, Centre National des Techniques Spatiales, Arzew

- Bergeron M. 1992. Vocabulaire de la géomatique: terminologie technique et industrielle. *Cahiers de l'office de la langue française* **3**
- Biscara L, Maspataud A, Schmitt T, Créach R. 2015. Présentation de la gamme de MNT bathymétriques pour la modélisation océanographique (Projets HOMONIM et TANDEM). *Comité d'organisation* **17**
- Bouarfa S, Marlet S, Douaoui A, Hartani T, Mekki I, Ghazouani W, Aissa IB, Vincent B, Hassani F, Kuper M. 2009. Salinity patterns in irrigation systems, a threat to be demystified, a constraint to be managed: field evidence from Algeria and Tunisia. *Irrigation and Drainage* **58**: S273–S284
- Bouaziz M. 2017. Réseaux de neurones récurrents pour la classification de séquences dans des flux audiovisuels parallèles. Université d'Avignon
- Boughorbel S, Jarray F, El-Anbari M. 2017. Optimal classifier for imbalanced data using Matthews Correlation Coefficient metric. *PloS one* **12**: e0177678
- Bouksila F, Persson M, Berndtsson R, Bahri A. 2010. Estimating soil salinity over a shallow saline water table in semiarid Tunisia. *The Open Hydrology Journal* **4**
- Boulaine JLG. 1957. Etude des sols des plaines du Chétif.
- Bouteloup D, Nicolon P. 2018. Mesure des altitudes.
- Bradaï A, Douaoui A, Bettahar N, Yahiaoui I. 2016. Improving the prediction accuracy of groundwater salinity mapping using indicator kriging method. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* **142**: 04016023
- Bradaï A, Douaoui A, Hartani T. 2012. Some problems of irrigation water management in lower Cheliff plain (Algeria). *Journal of Environmental Science and Engineering. A* **1**
- Bradaï AD, Hartani T. 2007. Les Difficultés De La Gestion Des Eaux D'irrigation Dans La Plaine Du Bas-Cheliff (Algérie).
- Bridges EM. 1998. *World reference base for soil resources: atlas*. Acco
- Caloz R, Blaser TJ, Willemin G. 1993. Création d'une orthoimage à l'aide d'un modèle numérique d'altitude: influences des modes de rééchantillonnage radiométrique. *aupelf-uref. Les Presses de l'université du Québec* 17–30
- Caloz R, Collet C. 2001. *Traitements numériques d'images de télédétection, Précis De Télédétection, Vol. 3*. University of Quebec Press, Sainte-Foy, Quebec
- Chai T, Draxler RR. 2014. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific model development* **7**: 1247–1250
- Chandana PG, Weerasinghe KDN, Subasinghe S, Pathirana S. 2004. Remote sensing approach to identify salt-affected soils in Hambantota District.

- Chander G, Markham BL, Helder DL. 2009. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote sensing of environment* **113**: 893–903
- Chanel C. 2012. Analyse de données LiDAR aéroportées et apport des méthodes topographiques pour les expérimentations géophysiques de tomographie dans le cadre du projet TOMUVOL sur le site expérimental du dôme volcanique du Puy de Dôme.
- Chang D-H, Islam S. 2000. Estimation of soil physical properties using remote sensing and artificial neural network. *Remote Sensing of Environment* **74**: 534–544
- Chauvet P. 2008. *Aide-mémoire de géostatistique linéaire*. Presses des MINES
- Contador JF, Maneta M, Schnabel S. 2006. Prediction of near-surface soil moisture at large scale by digital terrain modeling and neural networks. *Environmental monitoring and assessment* **121**: 213–232
- Daoud Y, Cheverry C, Robert M. 1993. Rôle physico-chimique du magnésium dans les sols salés des plaines du Cheliff (Algérie). *Science du sol* **31**: 281–293
- de Blomac F. 1994. *ARC/INFO: concepts et applications en géomatique*. Hermès
- De Martonne E. 1927. Regions of interior-basin drainage. *Geographical Review* **17**: 397–414
- Dehni A, Lounis M. 2012. Remote sensing techniques for salt affected soil mapping: application to the Oran region of Algeria. *Procedia Engineering* **33**: 188–198
- DeMers MN. 2008. *Fundamentals of geographic information systems*. John Wiley et Sons
- Dempsey C. 2012. GIS Lounge. Retrieved from GIS Lounge: <https://www.gislounge.com/author/caitlin>
- Douaïk A, Van Meirvenne M, Tóth T. 2005. Soil salinity mapping using spatio-temporal kriging and Bayesian maximum entropy with interval soft data. *Geoderma* **128**: 234–248
- Douaoui A. 2005. Variabilité spatiale de la salinité en relation avec certaines caractéristiques des sols de la plaine du Bas-Cheliff. Apport de la géostatistique et de la télédétection. Thèse Doct. d'Etat, INA-Alger
- Douaoui A, Gascuel-Oudou C, Walter C. 2004. Infiltrabilité et érodibilité de sols salinisés de la plaine du Bas Cheliff (Algérie). *Mesures au laboratoire sous simulation de pluie. EGS* **11**: 379–392
- Douaoui A, Hartani T. 2007. Impact de l'irrigation par les eaux souterraines sur la dégradation des sols de la plaine du Bas-Cheliff. *Troisième atelier régional du projet Sirma*. Cirad, 5 p.
- Douaoui A, Hartani T, Lakehal M. 2006a. La salinisation dans la plaine du Bas-Cheliff: acquis et perspectives. *Economies d'eau en Systèmes IRrigués au Maghreb. Deuxième atelier régional du projet Sirma*

- Douaoui A, Lépinard P. 2010. Télédétection et salinité des sols. *Géomatique Expert* 36–41
- Douaoui A, Nicolas H, Walter C. 2006b. Detecting salinity hazards within a semiarid context by means of combining soil and remote-sensing data. *Geoderma* **134**: 217–230
- Douaoui A, Yahiaoui I. 2015. Combination of remote sensing and kriging to improve soil salinity mapping in the Hmadna plain (Algeria). *Toprak Su Dergisi*
- Durand JH. 1958. Les sols de la station d'étude des sols salins de Hamadena. Quelques aspects de la station d'étude des sols salins de Hamadena et de ses activités. *Revue "Terres et eaux"* **28**: 2–17
- EarthExplorer - NASA. 2017. <http://earthexplorer.usgs.gov>.
- El Hage M. 2012. Etude de la qualité géomorphologique de modèles numériques de terrain issus de l'imagerie spatiale. Conservatoire national des arts et métiers-CNAM
- Eldeiry AA, Garcia LA. 2010. Comparison of ordinary kriging, regression kriging, and cokriging techniques to estimate soil salinity using LANDSAT images. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* **136**: 355–364
- Elman JL. 1990. Finding structure in time. *Cognitive science* **14**: 179–211
- Emberger L. 1955. Une classification biogéographique des climats. rec. trav. lab. bot. géol. zool. fac. sci. *Montpellier, ser. bot* **7**: 3–43
- Eroglu O, Kurum M, Boyd D, Gurbuz AC. 2019. High spatio-temporal resolution CYGNSS soil moisture estimates using artificial neural networks. *Remote sensing* **11**: 2272
- Escadafal R. 1989. Caractérisation de la surface des sols arides par observations de terrain et par teledetection. Applications: exemple de la région de Tataouine (Tunisie).
- Esfahani JA, Safaei MR, Goharimanesh M, De Oliveira LR, Goodarzi M, Shamshirband S, Bandarra Filho EP. 2017. Comparison of experimental data, modelling and non-linear regression on transport properties of mineral oil based nanofluids. *Powder technology* **317**: 458–470
- ESRI. 2014. *ArcGIS 10.2*. 2. Environmental Systems Research Institute, Inc Redlands^ eCA CA
- ESRI. 2017. [www.esrifrance.fr](http://www.esrifrance.fr) (consulté le 17/10/2017).
- Farifteh J, Van der Meer F, Atzberger C, Carranza EJM. 2007. Quantitative analysis of salt-affected soil reflectance spectra: A comparison of two adaptive methods (PLSR and ANN). *Remote Sensing of Environment* **110**: 59–78
- Fernandez-Falcon EA, Strittholt JR, Alobaida AI, Schmidley RW, Bossler JD, Ramirez JR. 1993. A Review of Digital Geographic Information Standards for the State/Local User. *URISA Journal* **5**: 21–27
- Gadal S. 2008. *Les systèmes d'informations géographiques libres*. WebCT

- Gagnarli E, Goggioli D, Tarchi F, Guidi S, Nannelli R, Vignozzi N, Valboa G, Lottero MR, Corino L, Simoni S. 2015. Case study of microarthropod communities to assess soil quality in different managed vineyards. *Soil* **1**: 527–536
- Garcia LA, Eldeiry AA. 2020. Evaluating linear and nonlinear regression models in mapping soil salinity. *Int J Res Agric For* **7**: 21–34
- Gaucher G. 1947. Méthodes actuelles d'étude des terrains salés en Afrique du Nord. *Conférence de Pédologie Méditerranéenne, AFES, Paris*
- Geosystems L. 2008. Leica geosystems geospatial imaging ERDAS IMAGINE 9.2. *Norcross, USA. Leica Geosystems Geospatial Imaging*
- Gers FA, Schraudolph NN, Schmidhuber J. 2002. Learning precise timing with LSTM recurrent networks. *Journal of machine learning research* **3**: 115–143
- Ghannay S. 2017. Étude sur les représentations continues de mots appliquées à la détection automatique des erreurs de reconnaissance de la parole. Le Mans
- Ghazal M. 2010. Contribution à la gestion des données géographiques: Modélisation et interrogation par croquis. Université Paul Sabatier-Toulouse III
- Ghedira H. 2002. Utilisation des réseaux de neurones pour la cartographie des milieux humides à partir d'une série temporelle d'images RADARSAT-1. Université du Québec, Institut national de la recherche scientifique
- Girard MC, GIRARD C. 1999. Traitement des données de télédétection (Paris: Dunod).
- Goria S, Stempfelet M, de Crouy-Chanel P. 2011. Introduction aux méthodes statistiques et aux systèmes d'information géographique en santé environnement–Application aux études écologiques. *Saint-Maurice: Institut de veille sanitaire* **35**
- Gorji T, Sertel E, Tanik A. 2017. Monitoring soil salinity via remote sensing technology under data scarce conditions: A case study from Turkey. *Ecological Indicators* **74**: 384–391
- Gratton Y. 2002. Le krigeage: la méthode optimale d'interpolation spatiale. *Les articles de l'Institut d'Analyse Géographique* **1**
- Grünberger O. 2015. Dynamiques salines des sols des milieux arides et semi-arides. Université de Montpellier
- Hacène FB, Merzouk NK, Loukarfi L. 2007. Analyse statistique et élaboration d'un atlas éolien de la vallée du Cheliff. *Revue des énergies renouvelables* **10**: 583–588
- Hadj Said M. 2009. Développement de méthodes de détection automatique des pratiques culturelles à partir d'images de télédétection optique. Tizi-ouzou

- Halliwell DJ, Barlow KM, Nash DM. 2001. A review of the effects of wastewater sodium on soil physical properties and their implications for irrigation systems. *Soil Research* **39**: 1259–1267
- Hopfield JJ. 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the national academy of sciences* **79**: 2554–2558
- Hosseini M, Agereh SR, Khaledian Y, Zoghalchali HJ, Brevik EC, Naeini SARM. 2017. Comparison of multiple statistical techniques to predict soil phosphorus. *Applied Soil Ecology* **114**: 123–131
- Hubel DH, Wiesel TN. 1962. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex. *The Journal of physiology* **160**: 106
- INRAA. 2016. Institut Nationale de Recherches Agronomiques Algérienne, Hmadana, Relizaine.
- INSID. 2008. Les sols salins en Algérie. Institut national des sols, de l'irrigation et du drainage
- Issa LK, Lech-Hab KBH, Raissouni A, El Arrim A. 2016. Cartographie quantitative du risque d'érosion des sols par approche SIG/USLE au niveau du bassin versant Kalaya (Maroc Nord Occidental). *J Mater Environ Sci* **7**: 2778–2795
- Jacome A. 2009. MNT à très haute résolution spatiale pour la représentation 3D de ravines d'érosion en montagne. Doctorat Sciences de l'Eau, AgroParisTech-SIBAGHE, Montpellier
- Jacquin A. 2010. Dynamique de la végétation des savanes en lien avec l'usage des feux à Madagascar. Analyse par série temporelle d'images de télédétection.
- Kanellopoulos I, Wilkinson GG. 1997. Strategies and best practice for neural network image classification. *International Journal of Remote Sensing* **18**: 711–725
- Kapper C, Klont RE, Verdonk J, Urlings HAP. 2012. Prediction of pork quality with near infrared spectroscopy (NIRS): 1. Feasibility and robustness of NIRS measurements at laboratory scale. *Meat Science* **91**: 294–299
- Keesstra SD, Geissen V, Mosse K, Piirainen S, Scudiero E, Leistra M, van Schaik L. 2012. Soil as a filter for groundwater quality. *Current Opinion in Environmental Sustainability* **4**: 507–516
- Keith C. 1999. Getting started with geographic information system. *Prentice-Hill, Inc* 267–271
- Khalidi A. 2015. Utilisation De La Teledetection Haute Resolution Et Les Modeles De Spatialisation Pour La Caracterisation De l'état Hydrique De La Plaine De La Habra (Mascara, Algérie).

- Khaledian Y, Kiani F, Ebrahimi S, Brevik EC, Aitkenhead-Peterson J. 2017. Assessment and monitoring of soil degradation during land use change using multivariate analysis. *Land Degradation et Development* **28**: 128–141
- Khan NM, Rastoskuev VV, Sato Y, Shiozawa S. 2005. Assessment of hydrosaline land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators. *Agricultural Water Management* **77**: 96–109
- Khan NM, Rastoskuev VV, Shalina EV, Sato Y. 2001. Mapping salt-affected soils using remote sensing indicators—a simple approach with the use of GIS IDRISI. *22nd Asian conference on remote sensing*
- Lawrence I, Lin K. 1989. A concordance correlation coefficient to evaluate reproducibility. *Biometrics* 255–268
- LeCun Y, Boser B, Denker JS, Henderson D, Howard RE, Hubbard W, Jackel LD. 1989. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural computation* **1**: 541–551
- Lhissoui R, El Harti A, Chokmani K. 2014. Mapping soil salinity in irrigated land using optical remote sensing data. *Eurasian Journal of Soil Science* **3**: 82–88
- Lloyd JM. 2013. *Thermal imaging systems*. Springer Science et Business Media
- Lobell DB, Lesch SM, Corwin DL, Ulmer MG, Anderson KA, Potts DJ, Doolittle JA, Matos MR, Baltes MJ. 2010. Regional-scale assessment of soil salinity in the Red River Valley using multi-year MODIS EVI and NDVI. *Journal of environmental quality* **39**: 35–41
- Manandhar R, Odeh IO. 2014. Interrelationships of land use/cover change and topography with soil acidity and salinity as indicators of land degradation. *Land* **3**: 282–299
- Mascret A. 2010. Développement d'une approche SIG pour l'intégration de données Terre/Mer. Arts et Métiers ParisTech
- Matheron G. 1965. *Les variables régionalisées et leur estimation: une application de la théorie de fonctions aléatoires aux sciences de la nature*. Masson et CIE
- Matheron G. 1969. *Le krigeage universel*. École nationale supérieure des mines de Paris Paris
- Matheron G. 1970. La théorie des variables régionalisées et ses applications. Fascicule 5. *Les Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau*. Paris: École Nationale Supérieure des Mines
- Matlab. 2010. MATLAB Release 2010a. The Math Works, Inc., <http://www.mathworks.com>.
- McCulloch WS, Pitts W. 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics* **5**: 115–133
- McDonald M, Atkins WS, BNEDER. 1990. Etude de l'avant projet detaille des extensions de Guerouaou et de Sebkhate Benziane et du reamenagement du Bas-Cheliff. *Bureau National d'Etude pour le Développement Rural*

- Medsker L, Jain LC. 1999. *Recurrent neural networks: design and applications*. CRC press
- Meng L, Zhou S, Zhang H, Bi X. 2016. Estimating soil salinity in different landscapes of the Yellow River Delta through Landsat OLI/TIRS and ETM+ Data. *Journal of Coastal Conservation* **20**: 271–279
- Metternicht GI, Zinck JA. 2003. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints. *Remote sensing of Environment* **85**: 1–20
- Mikolov T, Kombrink S, Burget L, Černocký J, Khudanpur S. 2011. Extensions of recurrent neural network language model. *2011 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing (ICASSP)*. IEEE, 5528–5531
- Minsky M, Papert S. 1969. An introduction to computational geometry. *Cambridge tiass., HIT* **479**: 480
- Mjejjra M. 2015. Étude de l'évapotranspiration dans le bassin versant de Mejerda (en Tunisie): apport de la télédétection satellitaire et des Systèmes d'Information Géographique. Université Rennes 2
- Mokhtari DE. 2009. Apport de la télédétection dans l'évaluation de la dégradation des états de surface en milieu salin (Le Bas-Cheélif).
- Mokhtari D-E, Douaoui A, Yahiaoui I, Guereziz H. 2017. Use of Remote-Sensing to the Study of Landuse Change in the Lower-Cheliff Plain (Algeria). *Euro-Mediterranean Conference for Environmental Integration*. Springer, 1801–1803
- Moonjun R, Farshad A, Shrestha DP, Vaiphasa C. 2010. Artificial neural network and decision tree in predictive soil mapping of Hoi Num Rin sub-watershed, Thailand. *Digital soil mapping*. Springer, 151–164
- Mougenot B. 1993. Effects des sels sur la réflectance et télédétection des sols salés. *Cahiers ORSTOM, Serie Pedologie* **28**: 45–54
- MOUSSA IB, NONGUIERMA A, ROYER A, Corentin YS. 2001. Evaluation et suivi des plans d'eau de surface par télédétection dans le bassin de Loumbila au Burkina Faso. *Science et changements planétaires/Sécheresse* **12**: 31–6
- Nakamura K, Derbel B, Won K-J, Hong B-W. 2021. Learning-Rate Annealing Methods for Deep Neural Networks. *Electronics* **10**: 2029
- NASA. 2013. *Landsat Collection 2 Atmospheric Auxiliary Data*.
- Nawar S, Buddenbaum H, Hill J, Kozak J. 2014. Modeling and mapping of soil salinity with reflectance spectroscopy and landsat data using two quantitative methods (PLSR and MARS). *Remote Sensing* **6**: 10813–10834
- Noshadi E, Bahrami HA, Alavipanah S. 2013. Prediction of surface soil color using ETM+ satellite images and artificial neural network approach. *International Journal of Agriculture* **3**: 87

- Noy-Meir I. 1973. Desert ecosystems: environment and producers. *Annual review of ecology and systematics* **4**: 25–51
- Ocelli F. 2014. Systèmes d'Information Géographique et Lien Environnement–Santé (SIGLES): contribution au développement d'outils cartographiques d'aide à la décision face aux risques sanitaires liés à l'environnement. Université du Droit et de la Santé-Lille II
- ONS. 2008. Office National des Statistiques.
- Osman KT. 2012. *Soils: principles, properties and management*. Springer Science et Business Media
- Oster JD, Shainberg I. 2001. Soil responses to sodicity and salinity: challenges and opportunities. *Soil Research* **39**: 1219–1224
- Ozenda P. 1982. *les végétaux dans la biosphère*.
- Pannatier Y. 1995. Software Variowin 2.2. *Institute of Mineralogy, University of Lausanne, Switzerland*
- Partik BL, Stadler A, Schamp S, Koller A, Voracek M, Heinz G, Helbich TH. 2002. 3D versus 2D ultrasound: accuracy of volume measurement in human cadaver kidneys. *Investigative radiology* **37**: 489–495
- Pathier E, Kniess U, Villemin T. 2010. Etude morphologique de l'évolution de glissements de terrain par techniques Lidar: Application au suivi des glissements d'Avignonet et de l'Harmalière (Trièves).
- Peace IC, Uzoma AO, Ita SA. 2015. Effect of learning rate on artificial neural network in machine learning. *International Journal of Engineering Research et Technology (IJERT)* **4**
- Pornon H. 2007. Bilan et perspectives de 20 années de Géomatique. *Géomatique expert* **57**: 36–46
- Provencher L, Dubois J-MM. 2007. *Précis de télédétection-Volume 4*. Puq
- Pulido Moncada M, Gabriels D, Cornelis W, Lobo D. 2015. Comparing aggregate stability tests for soil physical quality indicators. *Land degradation et development* **26**: 843–852
- Repetti A. 2004. *Un concept de monitoring participatif au service des villes en développement: approche méthodologique et réalisation d'un observatoire urbain*. EPFL
- Rey J, Roullé A, Dewez T, Hohmann A, Auclair S, Lemoine A. 2011. Cartographie automatique des classes de sol à l'échelle régionale à partir d'un modèle numérique de surface. *8ème Colloque AFPS, Vers une maîtrise durable du risque sismique*, 10 p.
- Ribeyre Q. 2015. Influence de l'humidité de l'air sur la perte de charge d'un dépôt nanostructuré. Université de Lorraine

- Robert M, Cheverry C. 1996. Les ressources mondiales en eau et en sols: une limitation pour l'avenir. *Cahiers Agricultures* **5**: 243-248 (1)
- Robin M, Gourmelon F. 2005. La télédétection et les SIG dans les espaces côtiers. Eléments de synthèse à travers le parcours de François Cuq. *Norois. Environnement, aménagement, société* 11–21
- Rodrigo-Comino J, Senciales JM, Cerdà A, Brevik EC. 2018. The multidisciplinary origin of soil geography: A review. *Earth-Science Reviews* **177**: 114–123
- Rosenblatt F. 1958. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review* **65**: 386
- Rossel RV, Behrens T. 2010. Using data mining to model and interpret soil diffuse reflectance spectra. *Geoderma* **158**: 46–54
- Rumelhart DE, Hinton GE, Williams RJ. 1986. *Learning internal representations by error back propagation, Paralleled distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition, Foundations*, eds. DE Rumelhart and JL McClelland I. Cambridge, MA: MIT Press
- Saidi D. 2005. Influence de la phase saline sur les propriétés physiques des matériaux argileux du Bas Cheliff. *Alger, DZ: INA, El Harrach*
- Saidi D, Le Bissonnais Y, Duval O, Daoud Y, Halitim A. 2004. Effet du sodium échangeable et de la concentration saline sur les propriétés physiques des sols de la plaine du Cheliff (Algérie). *Etude et gestion des sols* **11**: 137–148
- Schmitt J, Udelhoven T. 2001. Use of artificial neural networks in biomedical diagnosis. *Infrared and Raman spectroscopy of biological materials* 379–419
- Schofield RV, Kirkby MJ. 2003. Application of salinization indicators and initial development of potential global soil salinization scenario under climatic change. *Global Biogeochemical Cycles* **17**
- Seltzer P. 1946. *Le climat de l'Algérie, typo-litho*. Alger
- Singh A. 2015. Soil salinization and waterlogging: A threat to environment and agricultural sustainability. *Ecological indicators* **57**: 128–130
- Soudani K. 2005. Introduction générale à la télédétection. *Partie I: Base physique et exemples d'applications aux couverts végétaux. Version 1*: 2006–2007
- Strobelt H, Gehrmann S, Pfister H, Rush AM. 2017. Lstmvis: A tool for visual analysis of hidden state dynamics in recurrent neural networks. *IEEE transactions on visualization and computer graphics* **24**: 667–676
- Takase T, Oyama S, Kurihara M. 2018. Effective neural network training with adaptive learning rate based on training loss. *Neural Networks* **101**: 68–78
- Tertois S. 2003. Réduction des effets des non-linéarités dans une modulation multiporteuse à l'aire de réseaux de neurones. Université Rennes 1

- Thommeret N. 2012. Analyse spatiale de réseaux de ravines hiérarchisées à partir de MNT à différentes résolutions: application aux badlands de Draix (Alpes de Haute-Provence). Doctorat en géographie
- Tripathi R, Nayak AK, Shahid M, Raja R, Panda BB, Mohanty S, Kumar A, Lal B, Gautam P, Sahoo RN. 2015. Characterizing spatial variability of soil properties in salt affected coastal India using geostatistics and kriging. *Arabian Journal of Geosciences* **8**: 10693–10703
- USSLS. 1954. Diagnosis and improvement of saline and alkali soils. Washington: United States Department of Agriculture.
- Vidal P, Desbordes F. 2006. Les technologies de la société de l'information (TIC/SIG) au service de l'aménagement et du développement des territoires en Afrique de l'Ouest. *ENEA Dakar/Université Toulouse Le Mirail*
- Wang F, Chen X, Luo G, Ding J, Chen X. 2013. Detecting soil salinity with arid fraction integrated index and salinity index in feature space using Landsat TM imagery. *Journal of Arid Land* **5**: 340–353
- Widrow B, Hoff ME. 1960. *Adaptive switching circuits*. Stanford Univ Ca Stanford Electronics Labs
- Williams RJ, Zipser D. 1995. Gradient-based learning algorithms for recurrent. *Backpropagation: Theory, architectures, and applications* **433**: 17
- Wrb IWG. 2015. *World reference base for soil resources 2014, update 2015: International soil classification system for naming soils and creating legends for soil maps*. Fao Rome
- Xu L, Du H, Zhang X. 2019. Spatial Distribution Characteristics of Soil Salinity and Moisture and Its Influence on Agricultural Irrigation in the Ili River Valley, China. *Sustainability* **11**: 7142
- Yacono X. 1954. *Colonisation des plaines du Cheliff (de Lavigerie au confluent de la Mina)*.
- Yahiaoui I. 2011. Evaluation de la dynamique spatiale de l'occupation du sol dans la plaine du Bas-Cheliff (Algérie) apport de la télédétection.
- Yahiaoui I. 2016. Etude des relations entre la végétation naturelle, la topographie et la salinité des sols dans la plaine du Bas-Cheliff.
- Yahiaoui I, Bradai A, Douaoui A, Abdennour MA. 2021. Performance of random forest and buffer analysis of Sentinel-2 data for modelling soil salinity in the Lower-Cheliff plain (Algeria). *International Journal of Remote Sensing* **42**: 148–171
- Yahiaoui I, Douaoui A, Zhang Q, Ziane A. 2015a. Soil salinity prediction in the Lower Cheliff plain (Algeria) based on remote sensing and topographic feature analysis. *Journal of Arid Land* **7**: 794–805

- Yahiaoui I, Douaoui A, Zhang Q, Ziane A. 2015b. Soil salinity prediction in the Lower Cheliff plain (Algeria) based on remote sensing and topographic feature analysis. *Journal of Arid Land* **7**: 794–805
- Yang T, Asanjan AA, Faridzad M, Hayatbini N, Gao X, Sorooshian S. 2017. An enhanced artificial neural network with a shuffled complex evolutionary global optimization with principal component analysis. *Information Sciences* **418**: 302–316
- Yegemova S, Kumar R, Abuduwaili J, Ma L, Samat A, Issanova G, Ge Y, Kumar V, Keshavarzi A, Rodrigo-Comino J. 2018. Identifying the key information and land management plans for water conservation under dry weather conditions in the Border areas of the Syr Darya River in Kazakhstan. *Water* **10**: 1754
- Zhang T-T, Zeng S-L, Gao Y, Ouyang Z-T, Li B, Fang C-M, Zhao B. 2011. Using hyperspectral vegetation indices as a proxy to monitor soil salinity. *Ecological Indicators* **11**: 1552–1562
- Ziane A. 2013. Cartographie des états de surface et évaluation des risques de la salinisation des sols par couplage entre la télédétection et le Modèle Numérique de Terrain. Université de Chlef-Hassiba Benbouali

# *Annexes*

# Upgrading the Salinity Index Estimation and Mapping Quality of Soil Salinity Using Artificial Neural Networks in the Lower-Cheliff Plain of Algeria in North Africa

## Amélioration de l'estimation de l'indice de salinité et de la qualité de la cartographie de la salinité des sols en utilisant les réseaux de neurones artificiels dans la plaine du Bas Cheliff au Nord de l'Algérie

Ahmed Ziane<sup>a,b</sup> , Abdelkader Douaoui<sup>a</sup> , Ibrahim Yahiaoui<sup>c</sup> , Manuel Pulido<sup>d</sup> , Mohamed Larid<sup>b</sup> , Aminjon Gulakhmadov<sup>e,f</sup> , and Xi Chen<sup>f,g</sup>

<sup>a</sup>Laboratory Management and Valorization of Agricultural & Aquatic Ecosystems (MAVAQUE), Morsli Abdellah Tipaza University Center, Oued Merzoug 42000, Algeria; <sup>b</sup>Laboratory of Biodiversity, Water and Soil Conservation - Abdelhamid Ibn Badis University of Mostaganem, Mostaganem 27000, Algeria; <sup>c</sup>Laboratory of Crop Production and Sustainable Valorization of Natural Resources, Department of Ecology & Environment, University Djilali Bounaama of Khemis Miliana, Khemis Miliana 44225, Algeria; <sup>d</sup>Geo-Environmental Research Group, University of Extremadura, Cáceres 10071, Spain; <sup>e</sup>State Key Laboratory of Desert and Oasis Ecology, Xinjiang Institute of Ecology and Geography, Chinese Academy of Sciences, Urumqi 830011, China; <sup>f</sup>Institute of Water Problems, Hydropower and Ecology of the National Academy of Sciences of Tajikistan, Dushanbe 734042, Tajikistan; <sup>g</sup>Research Center for Ecology and Environment of Central Asia, Xinjiang Institute of Ecology and Geography, Chinese Academy of Sciences, Urumqi 830011, China

### ABSTRACT

Since decades ago, the Lower Cheliff plain is under the continuous influence of soil salinization induced by mismanagement of the groundwater resources. The main purpose of this study was to estimate and map soil salinity using both Salinity Index (SI) and Artificial Neural Networks (ANN). In doing so, a total of 796 soil samples of Electrical Conductivity (EC,  $\text{dS}\cdot\text{m}^{-1}$ ) measured in laboratory combined to spectral parameters data of Landsat-8 OLI, by applying a Salinity Index (SI) and used also to training the ANN model (80% of total data), the rest of the dataset (20%) was retained for validation with both methods. The results of applying an ANN estimator based on the reflectance values of three bands: green (B3), red (B4) and near-infrared (B5) as learning input neurons, proved their interest in the estimation of EC given a high determination coefficient ( $R^2 = 0.80$ ) between the values of simulated truth and ground, compared to the results obtained using only the SI method giving a moderate precision ( $R^2 = 0.42$ ). Regarding the soil salinity mapping, the two methods generated contrasting results, the SI estimates that 68.5% of the total area is affected by salinity (underestimation) meanwhile the ANN gave an estimation of 78.8%. In a conclusion, the estimation and mapping of soil salinity using the SI method has been upgraded significantly when ANN was involved.

### RÉSUMÉ

Depuis des décennies, la plaine du Bas Cheliff est affectée en permanence par la salinisation des sols due à la mauvaise gestion des ressources en eaux souterraines. Le but principal de cette étude est d'estimer et de cartographier la salinité du sol en utilisant à la fois l'indice de salinité (IS) et les réseaux de neurones artificiels (RNA). Un ensemble de 796 échantillons de sol est utilisé pour mesurer la conductivité électrique (CE,  $\text{dS}\cdot\text{m}^{-1}$ ) en laboratoire combinée aux données des paramètres spectraux (valeurs de réflectance) d'une image Landsat-8 OLI, pour calculer un indice de salinité (IS) et pour l'utiliser afin d'entraîner un modèle du RNA (80% des données totales), le reste de l'ensemble de données (20%) est conservé pour la validation des deux méthodes. Les résultats de l'application d'un estimateur de type RNA basé sur les valeurs de réflectance de trois bandes: vert (B3), rouge (B4) et proche infrarouge (B5) en tant que neurones d'entrée d'apprentissage, ont prouvé leur fiabilité pour l'estimation de la CE avec un coefficient de détermination ( $R^2 = 0.80$ ) entre les valeurs réelles de terrain et les valeurs estimées, l'approche classique de l'indice de salinité (IS) donnant qu'une précision modérée ( $R^2 = 0.42$ ). En ce qui concerne la cartographie de la salinité des sols, les deux méthodes génèrent des résultats contrastés, l'IS estime que 68.5%

### ARTICLE HISTORY

Received 14 April 2021  
Accepted 2 November 2021

de la superficie totale est affectée par la salinité du sol (sous-estimation) tandis que le RNA a donné une estimation de 78.8%. En conclusion, l'estimation et la cartographie de la salinité des sols par l'application de l'IS ont été considérablement améliorées lorsqu'un RNA est impliqué.

## Introduction

Soil salinization is one of the most serious problems conducting to land degradation which drastically lowers soil fertility (Mohamed et al. 2019), especially in arid and semi-arid environments (Metternicht and Zinck 2003). Therefore, endangering the agricultural production sustainability in the area, among other important environmental and social issues (Dasgupta et al. 2018; Khaledian et al. 2017). According to the FAO's yearly reports, soil salinization management become a hardnosed issue day by day and require the intervention of more robust techniques to contain and restrain its spread at local and large scales (WRB IWG 2015). In this regard, the use of remote sensing (RS) and geographic information systems (GIS) seems to be an adequate option but it remains difficult in terms of finding the optimal scale, i.e., which makes it possible to assess the state of the soil surface and to understand the influencing mechanisms of the salinization process (Douaoui et al. 2006b; Jiang et al. 2019; Ren et al. 2019).

It is commonly known that soil salinization is caused by the deposition of primary rocks and minerals (with small amounts of salt) and the subsequent transport of this deposited material by water and wind, therefore leading to the emergence of areas where soluble salts are significantly accumulated in the near-surface horizons of soils (Osman 2012). Therefore, topography plays an important role in this process since soil salinization is particularly noticeable in deposition areas (low relief) where soluble salts are usually accumulated. Climate and topography are considered to be the main factors influencing salt accumulation (Schofield and Kirkby 2003).

Soluble salts are mainly accumulated in the groundwater. Thus, soil salinization occurs when the water table (for many reasons) rises and brings saline water close to the soil surface (Zhang et al. 2017). One of the anthropogenic processes that accelerate this spread of saltwater over the soil surface is the conversion of large areas of land to irrigation agriculture (controlled and uncontrolled), whose 77 million ha of land affected by salinization worldwide, 58% of which is irrigated (Lhissou et al. 2014). Therefore, floodplains and adjacent irrigated areas pose the

highest risk of soil salinization (Schofield and Kirkby 2003).

Nowadays, soil salinization is a worrying problem, particularly in Algeria, where the surface of affected land is gradually increasing every year (Bouarfa et al. 2009). The Lower Cheliff plain occupies nearly 60,000 ha (600 km<sup>2</sup>) of surface area. It is inhabited by 146,896 people ("ONS: Office National des Statistiques," 2008) spread over 5 communes (municipalities) in the state of Relizane. Its main economic activity is agriculture, alternating rain-fed cereal crops with several irrigated areas cultivated by citrus tree crops, olive tree growings and market gardening (Douaoui et al. 2006a). Irrigation agriculture in the Lower Cheliff roughly started in 1988 with the construction of the Gargar dam whose water (capacity of 450 M m<sup>3</sup>) is used to irrigate 16,000 ha of land as well as the water from the dams of the neighboring Merdjet Sidi Abed reservoir (capacity of 150 M m<sup>3</sup>) (Douaoui et al. 2006a), these two water surfaces do not meet agricultural watering needs, which leads farmers to use the groundwater with a very high risk of soil salinization (Bradai et al. 2012). This fact, along with a remarkable increase in the aridity of the study area, has led to the appearance of disturbing land degradation processes that reduce the natural potential of its soils (Mokhtari et al. 2017) arising serious problems in terms of environmental and agricultural management (Bradai et al. 2012).

The use of remote sensing data to estimate soil salinity (Allbed et al. 2014; Dehni and Lounis 2012), after a validation process using a large number of samples collected from the field and a GIS to interpolate these point values and establish reliable salinity maps, is a methodology, has already used in semi-arid environments in Algeria (Allbed et al. 2014; Douaoui et al. 2006b) whose bands that best discriminate the salinity of soils in the Lower Cheliff plains reside in the red, green and near-infrared bands (Douaoui et al. 2006b; Mokhtari et al. 2012). However, soil salinity is difficult to estimate accurately using linear models, regarding the precision results obtained from the previous works in the study area based on linear models given the averagely high estimation reliability. We considered that it would be difficult to reach a greater precision if we persist using those models

(Douaoui et al. 2006b; Mokhtari et al. 2012; Yahiaoui et al. 2015). Hence, non-linear models such as machine learning techniques have proven their reliability for soil salinity prediction and mapping in several regions amongst them our study area (Farahmand and Sadeghi 2020; Vermeulen and Van Niekerk 2017; Wang et al. 2020a; Wu et al. 2018; Yahiaoui et al. 2021; Zeng et al. 2018), the results found encourage us to apply these techniques with a purpose to reach a better prediction outcome through our study. The application of the Artificial Neural Networks as a Machine Learning algorithm in the prediction of soil salinity has proven its aptitude to minimize the problems of underestimation and overestimation coming from the other classical methods of optical remote sensing (Garcia and Eldeiry 2020; Wu et al. 2018).

Given the above, this paper aims first to estimate and map the soil salinity in the Lower Cheliff Plain by applying two methods: Salinity Index (SI) and Artificial Neural Networks (ANN), and then to assess the reliability of the used techniques (SI vs. ANN) in producing better accurate regional salinity maps.

The current study is based on the intervention of the ANN as an estimator and classifier aiming to upgrade the quality of combination (Salinity digital indices) between the spectral bands in the VIS-NIR wavelengths proven as the best estimators of salinity (Douaoui et al. 2006b; Wu et al. 2018). Thus, producing more accurate salinity estimation maps based on larger sampling data can better reflect the ground truth reality. Besides, the value-added of our work compared to the already published literature lies in using the ANN and benefiting from its power in optimizing and even improving the performance of the combined variables via remote sensing.

## Materials and methods

### Study area

The Lower Cheliff plain is located in the lowest part of the water basin formed by the Cheliff River (Figure 1). It is located ( $34^{\circ}3'12''-36^{\circ}5'57''N$ ;  $0^{\circ}40'-1^{\circ}6'8''E$ ) in the northern part of the Cheliff basin (north-western Algeria) and it has more than 60,000 ha of area

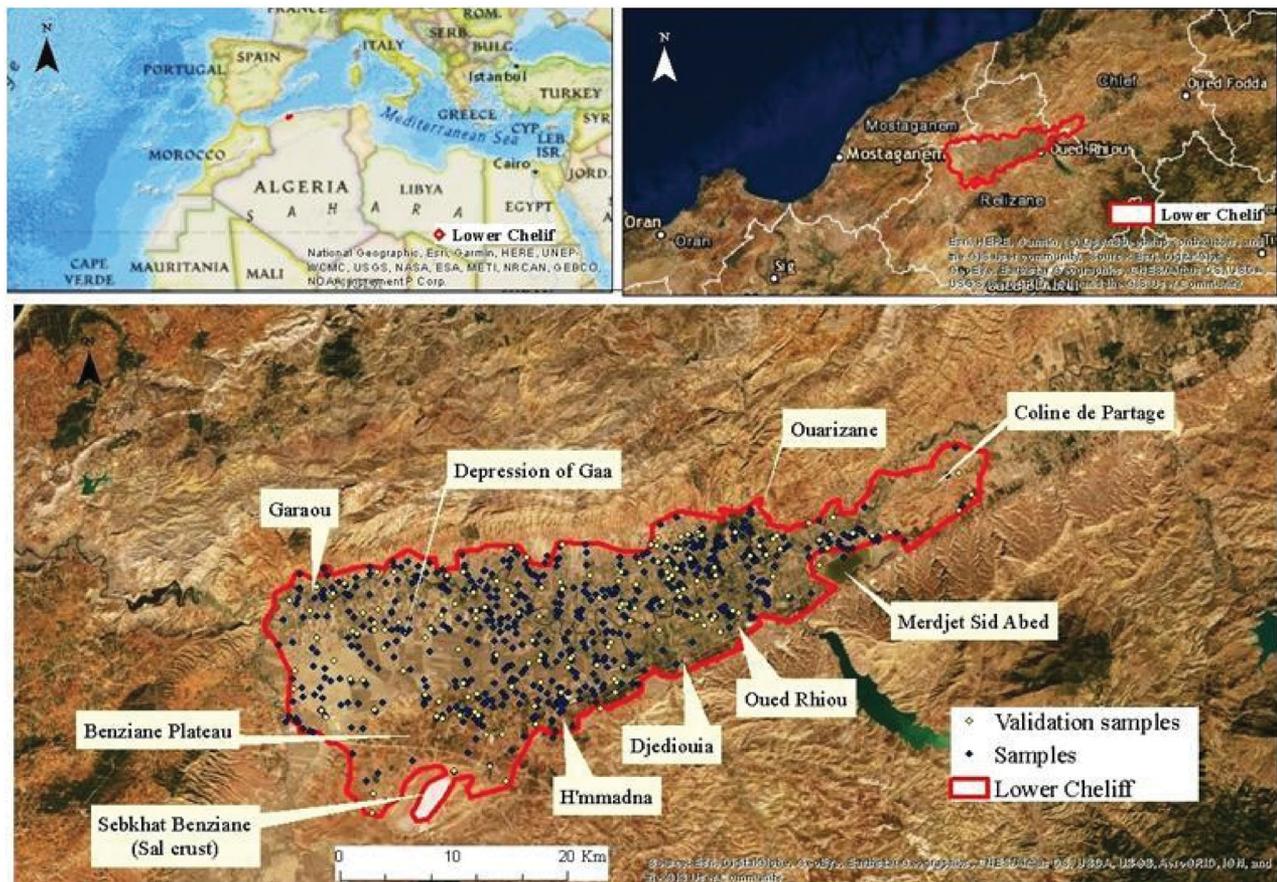


Figure 1. Geographic location of the study area.

(Douaoui and Lepinard 2010). This plain is characterized by a semi-arid Mediterranean climate that tends to have aridity in recent years (Yahiaoui et al. 2021). The climate conditions of the Lower Cheliff plain, are contrasted with warm summers (8 months of the dry season beginning from March to October) and much lower temperatures in the winter season. The average annual rainfall is 230 mm and evapotranspiration more than 1500 mm (Mokhtari et al. 2012). Therefore, the problem of soil degradation associated with the risk of insidious and rapid soil salinization can default agricultural activities and biota development (Douaoui et al. 2006b).

The soils of the Lower Cheliff plain generally presented a high variability of soil texture (McDonald et al. 1990). There are also sparsely developed alluvial soils located in the wadi (ephemeral rivers) plateaus and colluvial soils developed on alluvial cone-shaped deposits. Along with the northern and southern limits of the study area, we can observe calci-magnesian soils and vertisols (WRB IWG 2015) in the alluvium of the plateaus and iso-humus soils found on the colluviums of the southern part of the plain (McDonald et al. 1990).

The salinization of the Lower Cheliff soil is of primary origin, especially by the salt formations of the Triassic and Miocene parent materials, which represent the original components of the alluvium transported from the Ouarsenis mounts to the plain by the efflorescence of Cheliff Wadi. The soils of the plain are formed by quaternary alluvium whose a large part is originally or secondarily saline (Douaoui and Lepinard 2010).

### Experimental design

To achieve our purposes, two types of data were used: (1) Ground truth salinity data obtained from direct measures (random soil samples, Figure 1) of electrical conductivity (EC) values (Rhoades et al. 1999) measured in  $\text{dS}\cdot\text{m}^{-1}$ ; and, (2) remote sensing data (reflectance value) of the bands B3-Green, B4-Red, B5-Near-infrared extracted from 796 pixels (Extracted at the level of 796 geolocated field samples) from 30 m resolution Landsat-8 OLI images (August 2015). The extraction was carried out using the software ERDAS IMAGINE 9.2 (Geosystems 2008). The Landsat-8 OLI images acquired in August 2015 were 100% clouds free and atmospherically corrected (Bottom-of-Atmosphere (BoA)), surface reflectance). The selection of the bands 3, 4 and 5 were based on the previous works by Douaoui et al. 2006b and Yahiaoui et al. 2015, and for the estimation of soil salinity in

**Table 1.** Characteristics of the dataset used for ANN validation.

EC ( $\text{dS}\cdot\text{m}^{-1}$ )	Total samples	%	Validation samples	%
0–4	236	33.04	44	27.5
4–8	185	23.24	23	14.4
8–16	213	26.76	60	37.5
>16	135	19.96	33	20.6
Total	796	100	160	100

the Lower Cheliff plain based on the remote sensing data, these three bands represent the spectral data that better discriminates soil salinity (Douaoui et al. 2006b; Yahiaoui et al. 2015) and the SI is the better method to estimate soils salinity in the Lower Cheliff plain (Douaoui et al. 2006b; Douaoui and Lepinard 2010).

### Soil sampling and analysis

Field recognition and sample collection were conducted during the summer season (June, July and August) of 2015 since this period is characterized by less (olive and orange trees) or no vegetation cover in certain areas of the plain. In the laboratory, EC was measured by the saturated-paste extract method (Rhoades et al. 1999).

A total of 796 topsoil samples (depth: 0–20 cm) were collected from the field to measure their EC values in the laboratory. Soil samples were collected randomly and spatially covering most of the study area ( $\approx 60,000$  ha). The collection of the soil samples in the central region of the study area was generally based on a distance less than 30 m to confirm the spatial resolution of the Landsat-8 OLI satellite image (30 m).

The measured EC values were divided into two datasets: (1) 636 values (80%; Figure 1; Table 1) were selected to calculate the SI salinity index and ANN learning by adding the remote sensing data.

Salinity Index (Douaoui et al. 2006b):

$$\text{SI} = \sqrt{\text{B3}^2 + \text{B4}^2} \quad (1)$$

where: B3: Band including green; B4: Band including red (2) The remaining 160 values (20%; Figure 1) were used for the validation of results with both methods using determination Coefficient ( $R^2$ ) (Tjur 2009), the Root Mean Square Error (RMSE) (Chai and Draxler 2014), Lin's Concordance Correlation Coefficient (Rc) which will make it possible to determine the concordance between the values of measured and estimated EC (Desquilbet 2012) and the Ratio of Performance to Deviation (RPD). The RPD is a statistic calculated by dividing the standard deviation of the reference data used in the validation set by the standard error of prediction to determine the reliability of prediction models (ANN vs SI) (Minasny and McBratney 2013)

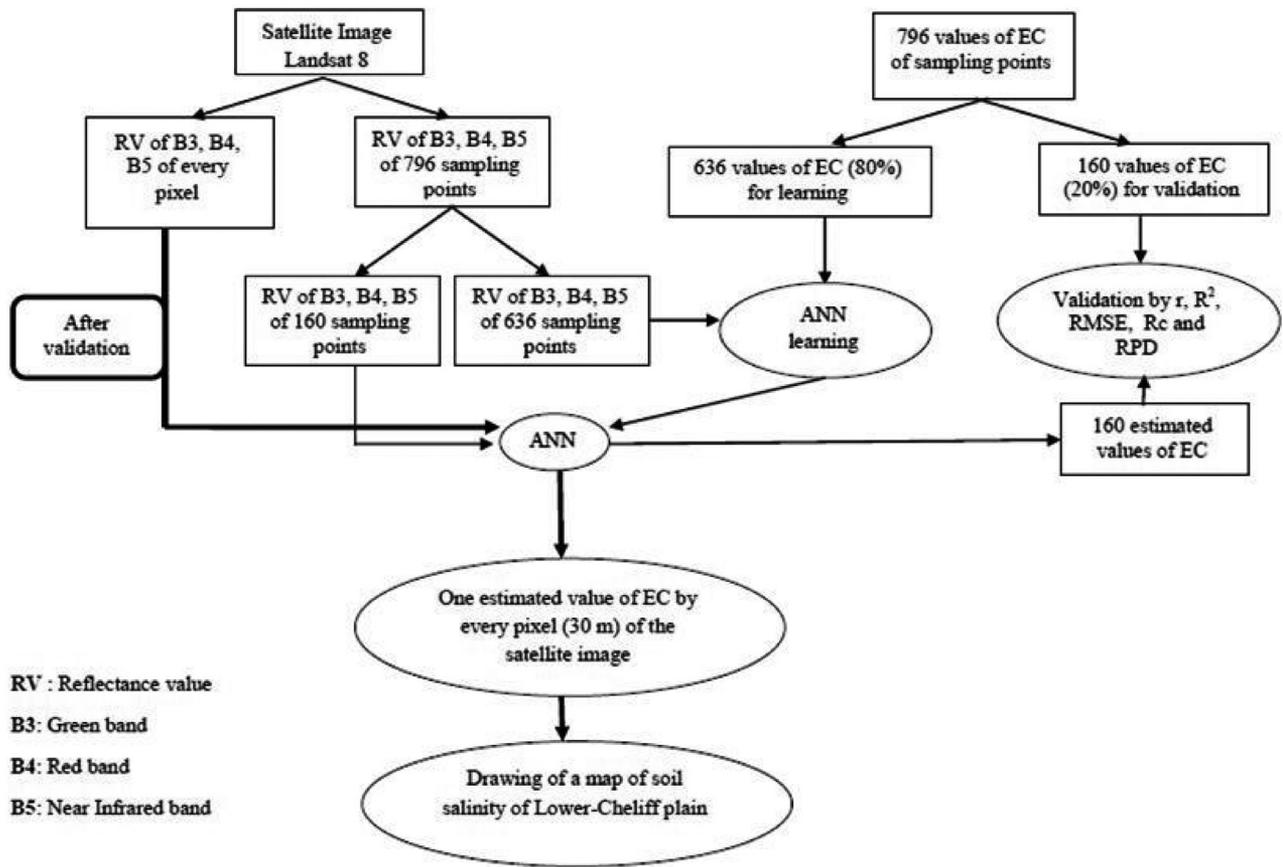


Figure 2. Conceptual design of the ANN-based on spectral parameters and soil salinity real values.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (2)$$

$$RMSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (3)$$

$$Rc = \frac{2RS_{y_i}S_{\hat{y}_i}}{(\bar{y}_i - \hat{y}_i)^2 + S_{y_i}^2 + S_{\hat{y}_i}^2} \quad (4)$$

$$RPD = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}{n-1}}}{RMSE} \quad (5)$$

where:  $n$ : validation points number;  $y_i$ : Salinity observed values;  $\hat{y}_i$ : Salinity predicted values;  $\bar{y}_i$ : Mean observed values of salinity;  $\bar{\hat{y}}_i$ : Mean predicted values of salinity;  $S_{y_i}$ : Observe values variance;  $S_{\hat{y}_i}$ : Predicted values variance.

Table 1 shows the relative distribution of each salinity class in the validation dataset (160) and in the total dataset (796) where the validation is approved by classes percentages close to those of the total samples to avoid over-fitting by certain salinity classes.

### Soil salinity assessment and mapping

The estimation and the mapping of soil salinity relied on two main methods: ANN and SI and the results of both methods will be used in a GIS environment of ArcGIS 10.2.2 (ESRI R 2011).

One ANN was created for the estimation of soil salinity based on the ground truth values of EC ( $n = 796$ ) and spectral values of the bands 3, 4 and 5 of the Landsat-8 OLI satellite images (Figure 2). ANN was applied using the software Matlab R2010a (Matlab 2010). EC field data were compared to the corresponding reflectance value data using 80% of the samples for the learning network and 20% for the network test. The ANN type used in this work was the multilayer perceptrons driven by back-propagation (Feed-forward backdrop).

The transfer of information between one node among levels using a nonlinear function called activation function (Zhai et al. 2006). The input values receive a neuron, which determines their output values (their response). This correspondence between the inputs and the outputs of the neuron of the previous layer is evaluated by a weight factor ( $w$ ) which characterizes the link between two neurons (Chang and Islam

2000), In this study, we applied the back-propagation algorithm using four different weights ( $w_{ij}$ ) with the following learning rate coefficients ( $\eta$ ) (Equation 8): 0.01, 0.2, 0.3, 0.4 and by comparison the best model will be chosen.

The activation function used in this study is the hyperbolic function, which transfers the information between two neurons  $i$  and  $j$  belonging to two successive layers, based on the following equations (Ghedira 2002):

$$S_j = f(E_j) \quad (6)$$

$$E_j = \sum_{i=0}^n (W_{ij} \times S_i) \quad (7)$$

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \eta \delta_j S_i \quad (8)$$

$$f(x) = \tanh(x) \approx \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})} \quad (9)$$

where:  $S_i$ : The value at the output of the neuron  $i$ ;  $S_j$ : The value at the output of the neuron  $j$ ;  $f$ : The activation function;  $W_{ij}$ : The weighting coefficient (weight) between neurons  $i$  and  $j$ ;  $E_j$ : The value at the input of the neuron  $j$ ;  $x$ : Values of a variable in a domain of definition  $[-1 + 1]$  (in our case values of the estimate EC);  $\eta$ : Learning rate coefficient;  $\delta_j$ : Gradient error for output layer  $j$ .

In the multilayer of neurons network, the neurons are organized successively. Each neuron in a

layer receives signals from the anterior layer and transmits the result to the neurons of the posterior layer following a single direction of propagation of the information (input-output). With this configuration, the input layer receives the input variables and the output layer provides the results. The other layers between the input layer and the output layer are called hidden layers (Ghedira 2002). A three-level artificial neural network is often enough to solve any function between inputs and outputs (Ghedira 2002).

After several repetitions and validations, in this research three levels have been retained. For the input level, three neurons were taken, whose one neuron is assigned for each variable presenting the luminance values of these three selected bands (B3, B4, B5) (Yahiaoui et al. 2021). The choice of these three bands is made after testing several combinations between the six bands of the Landsat-8 OLI satellite image.

For the hidden level, six neurons have been used according to the research carried out by (Kanellopoulos and Wilkinson 1997), for the multilayer network. Ideally, the first hidden level must contain several neurons between the double and triple of the neurons number of the input layer. For the output level, only one neuron is assigned as a target, representing the measured EC at the laboratory (Figure 3).

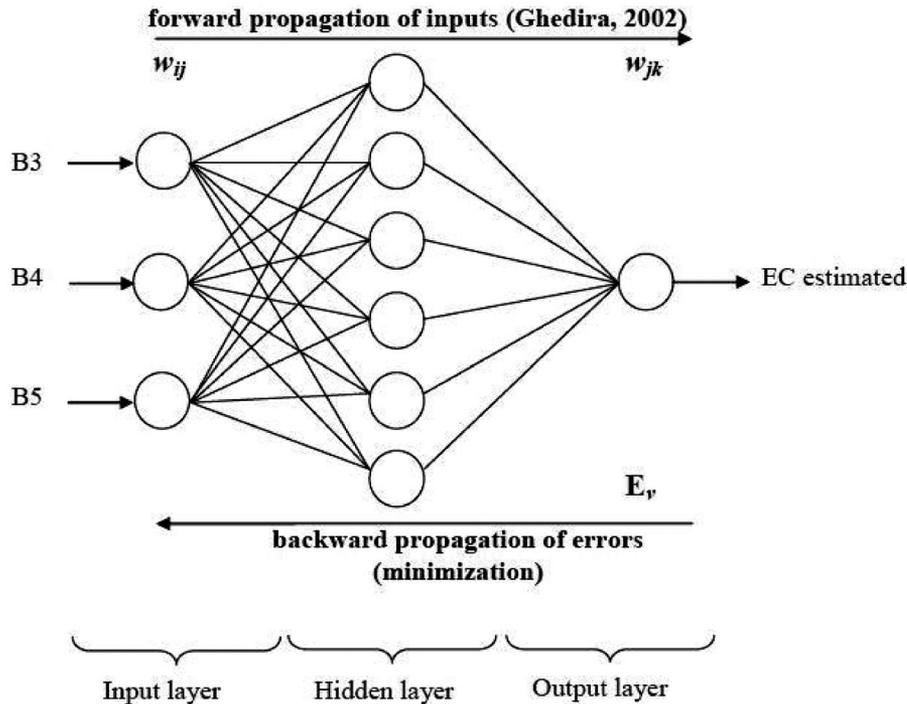


Figure 3. The architecture of the Artificial Neural Network (ANN) used in this study.  $W_{ij}$ : Weight factor between neurons  $i$  and  $j$ .

The use of remote sensing provided continuous information of 30 m resolution Landsat-8 OLI images, for the spatial estimation of salinity all by applying a salinity index “SI” derived ( $SI = \sqrt{B3^2 + B4^2}$ ) (Douaoui et al. 2006b). The salinity index used in this work discriminates as best as possible, the soil salinity in the Lower Cheliff plain in comparison with other indices of salinity (Douaoui et al. 2006b; Mokhtari

et al. 2012; Yahiaoui et al. 2015). The linear fit of the scatter plot between the measured EC and the salinity index allowed each pixel to be assigned an EC value estimated by simple regression. By simple request, the map was then classified according to the four salinity classes (0–4, 4–8, 8–16, and  $> 16$  dS.m<sup>-1</sup>).

**Table 2.** Statistical summary of the electric conductivity values (dSm<sup>-1</sup>).

Parameter	Value
Valid N	796
Mean	8.78
Minimum	0.06
Maximum	68.32
Standard deviation	10.49
Variance	109.98

**Table 3.** Comparison between the four-learning rate coefficient ( $\eta$ ) models for ANN.

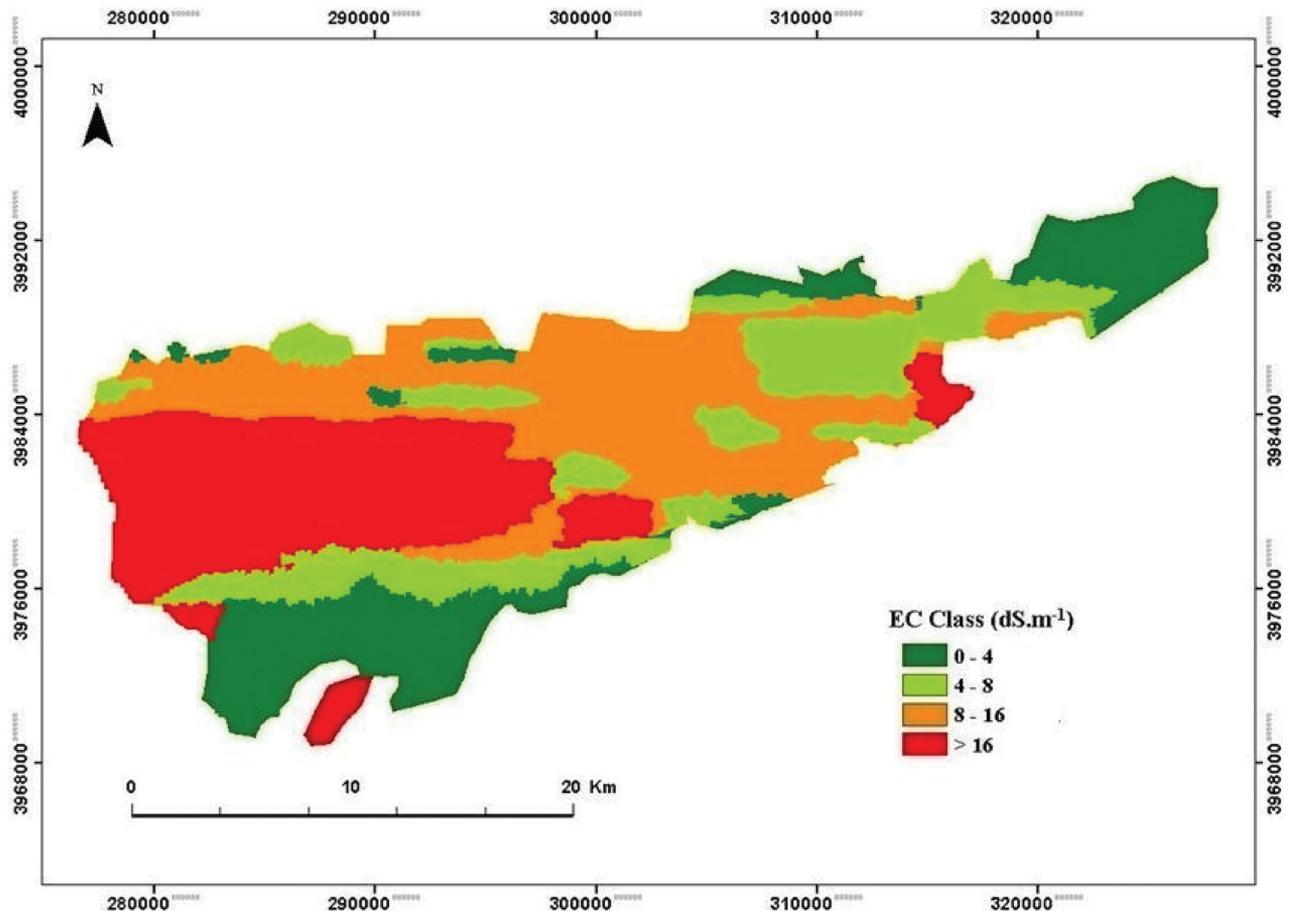
	$\eta = 0.01$	$\eta = 0.2$	$\eta = 0.3$	$\eta = 0.4$
R <sup>2</sup>	0.61	0.62	0.80	0.54
RMSE	3.6	4.7	2.3	7.8
Rc	0.66	0.70	0.87	0.57
RPD	2.61	2.56	3.47	2.05

## Results

### Electrical conductivity characterization

Table 2 shows the statistical summary of the electrical conductivity values. The dataset of 796 geo-locations showed a mean value of 8.78 dS.m<sup>-1</sup> within a range between 0.06 and 68.32 dS.m<sup>-1</sup>. Data also showed high variability with values of the standard deviation of  $\pm 10.49$  dS.m<sup>-1</sup> and variance of 109.98 dS.m<sup>-1</sup>.

This result indicates that using indirect classical methods in estimating soil salinity such as remotely sensed data remain limited in terms of the quality and accuracy of the output, which requires the recourse to more updated and robust techniques in dealing with the large spatial variability of soil salinity.



**Figure 4.** Map of soil salinity (4 classes) obtained using ANN.

### Artificial neural networks

We applied the artificial neural networks (ANN) for the estimation of soil salinity based on ground truth values of electrical conductivity ( $n = 796$ ) and reflectance values of the bands 3, 4 and 5 from Landsat-8 OLI images. The validation test was successfully conducted with 160 samples/points when comparing predicted with observed results for the four learning rates  $\eta$  coefficient (Table 3).

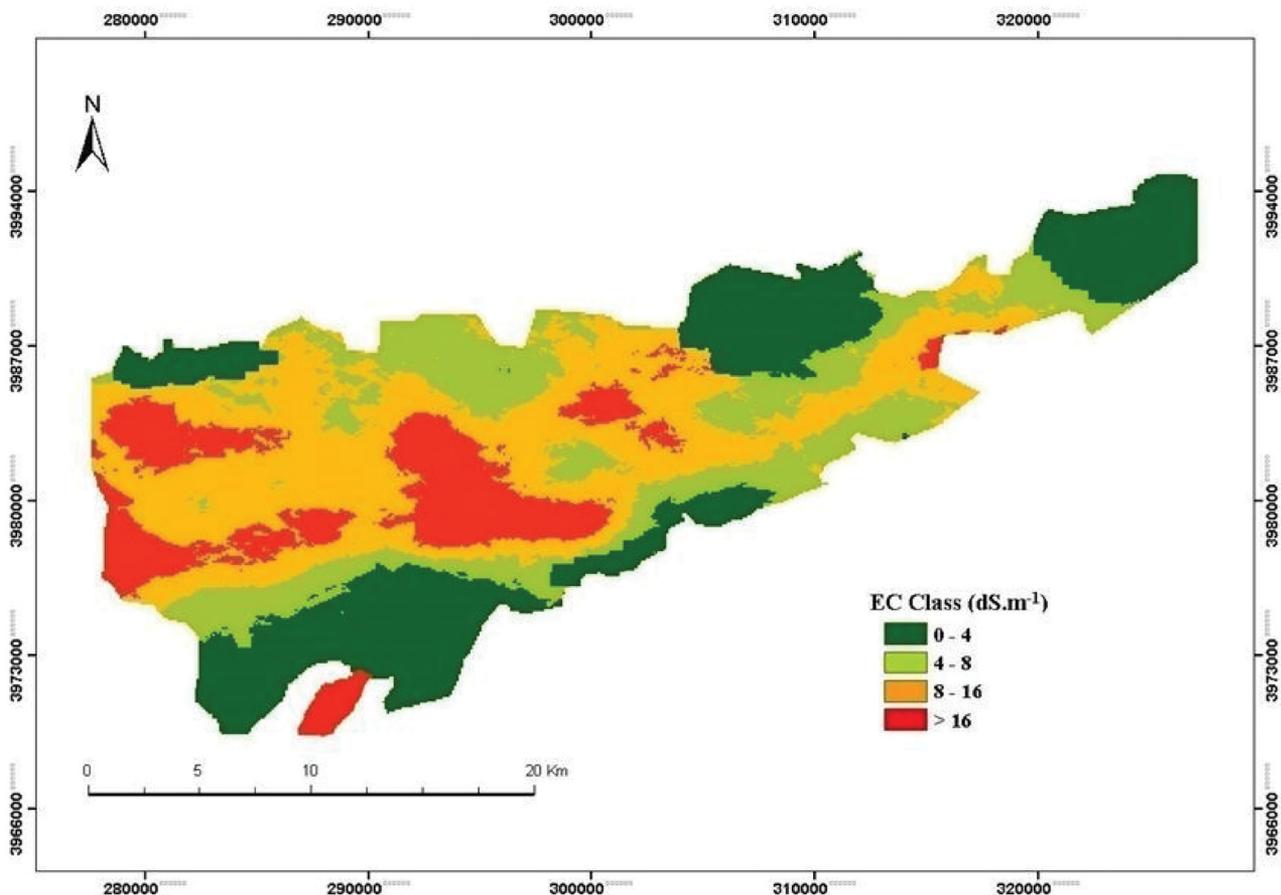
These results showed that  $\eta = 0.3$  gave good results ( $R^2 = 0.80$ ,  $RMSE = 2.3$ ) and consequently this model is chosen for the estimation and the mapping of the soil's salinity by the application of the ANN.

Figure 4 shows the map of soil salinity obtained from the ANN $_{\eta = 0.3}$ . In this map, each pixel ( $30 \times 30$  m) represents EC data, for which, the

**Table 4.** Reliability comparison between both maps (SI vs. ANN).

	SI	ANN
$R^2$	0.42	0.80
RMSE	12.2	2.3
Rc	0.64	0.87
RPD	0.68	3.47

peripherals of the different classes appear rectangular. The results proved that the non-saline soils ( $EC < 4$   $dS.m^{-1}$ ) are located in the irrigated perimeters of Ouarizane, Djédiouia, Oued Rhiou and Guerouaou. They can also be observed in the Plateau of Benzian and the Sharing Hill, which covers 21.2% (12.728 ha; Table 4) of the total area of the plain. The moderate saline areas represent a surface area of 8.801 ha (14.7%; Table 4) concentrated mainly on the eastern part of the plain and the north-west of Merdjet Sidi Abed, and even including some small areas in the central part of the plain. Areas with salinity higher than 16  $dS.m^{-1}$  covers 16.156 ha (26.9%; Table 4) located mainly in the central region of the plain and extend to the west. This region with the highest values of salinity covers a large part of the Hmadna perimeter and spreads to the southern part of the GAA Depression. This class of salinity also appears in the Sebkhha of Benziane and the west of Merdjet Sidi Abed. The rest of the central part to the extreme north-west is occupied mainly by salinity between 8 and 16  $dS.m^{-1}$ , which shows locally a fairly high salinity. This salinity class also appears around Merdjet Sidi Abed with an area of 22.286 ha (37.2%; Table 4).



**Figure 5.** Soil Salinity map established by regression between the measured EC and Salinity Index (IS).

### Salinity index

The map established by the regression between the measured EC and the salinity index (Figure 5) shows that 66.52% (39903.49 ha) (Table 4) of the Lower Cheliff soils are affected by salinity with different degrees where extremely saline soils ( $>16 \text{ dS.m}^{-1}$ ) is concentrated in the Sebkhia de Benziane and the north and southwest of the Gaa depression and in the central part of the plain over an area of 10887.68 ha (18.15%; Table 4), the center of the GAA depression as well as the rest of the central part of the plain area characterized by moderately salty soils ( $8\text{--}16 \text{ dS.m}^{-1}$ ), this class extends over 26.78% (16064.57 ha; Table 4) of the study area soils. The class of weakly salted soils ( $4\text{--}8 \text{ dS.m}^{-1}$ ) which spreads over 12,951.24 ha (21.59%; Table 4) is focused in the north of the Benziane plateau and the irrigated perimeters of Djédiouia and Oued Rhiou, this class is well noted in

the north of the plain central part and the south of the Ouarizane irrigated perimeter.

The class of non-saline soils ( $0\text{--}4 \text{ dS.m}^{-1}$ ) which represents 33.48% (2083.71 ha; Table 4) are abundant in the Benziane plateau and the irrigated perimeters of Ouarizane, Oued Rhiou, Djédiouia, Hmadna and Garaouaou.

### Reliability of both methods

The scatter plots between observed and predicted EC values of each method for estimating and mapping: SI (Figure 6) and ANN (Figure 7), showed that SI presents a great dispersion in data, particularly in the lower classes of salinity.

Contrariwise, ANN showed a tendency line with a higher slope and more condensed dispersion from lower to higher salinity classes.

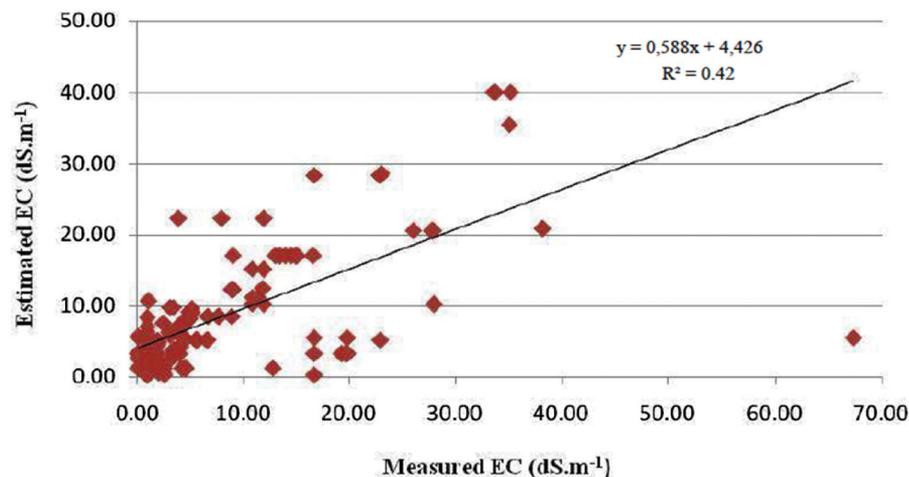


Figure 6. Scatterplot of the measured EC values against estimated EC values with SI.

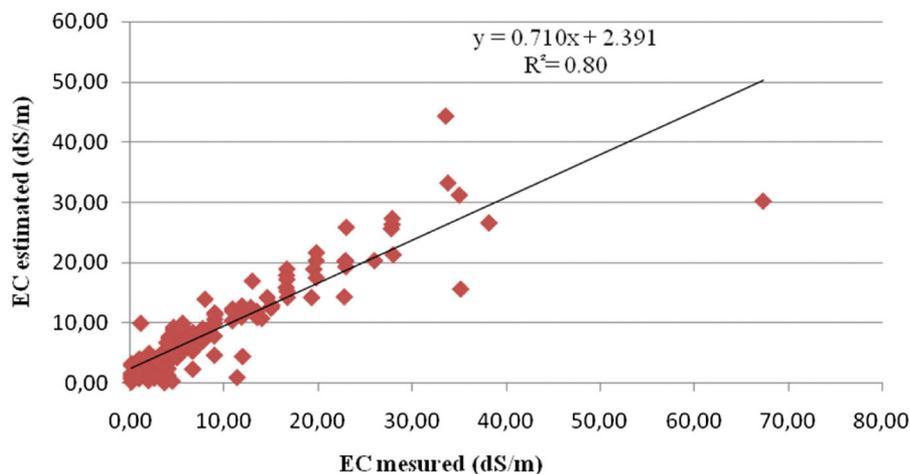
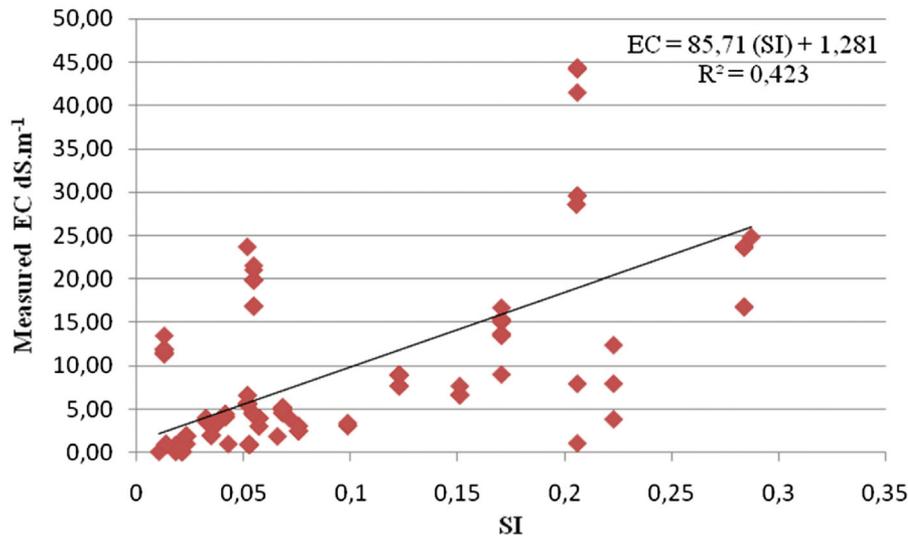


Figure 7. Scatterplot of the measured values of electrical conductivity against estimated values by Artificial Neural Networks.



**Figure 8.** Scatterplot of the SI values against measured EC values.

**Table 5.** Comparison of land surface occupied by each salinity class, between both maps (SI vs. ANN).

EC dSm <sup>-1</sup>	SI		ANN	
	Area (ha)	%	Area (ha)	%
0–4	20,083.71	33.48	12,728.0	21.2
4–8	12,951.24	21.59	8,801.0	14.7
8–16	16,064.57	26.78	22,286.8	37.2
>16	10,887.68	18.15	16,156.8	26.9
Total	59,987.20	100	59,972.5	100

The estimation of soil salinity in the Lower Cheliff plain applied using the ANN is much better and it has overcome the underestimation and overestimation of soil salinity in the Lower Cheliff plain (Figures 6 and 7).

Table 4 summarizes the reliability and percentage of each class mapped by the two techniques. The ANN showed better validation results than SI with all the performance parameters used in this work with significantly high  $R^2 = 0.80$  (with a significance level of 5%) and with a correlation coefficient of concordance between the measured ECs and the estimated ECs fairly good  $R_c = 0.85$ , while SI has a low coefficient of determination  $R^2 = 0.42$  (with a significance level of 5%), which explains the poor concordance of this method ( $R_c = 0.64$ ). Finally, the RDP indicates that ANN is a very reliable model in the prediction of EC with a value greater than 3 ( $RDP = 3.47$ ) and that SI is a non-reliable model for the EC prediction in the Lower Cheliff plain ( $RPD < 1.75$ ).

This average correlation between both measured ECs and estimated ECs by SI is confirmed by also mean correlation results between measured ECs and SI values ( $R^2 = 0.42$ ; Figure 8) with the following regression equation.

$$EC = 85.71(SI) + 1.281 \quad (11)$$

The salinity index (SI) overestimated the land surface occupied by the lowest class of salinity (33.48% vs. 21.2%) (Table 5) and underestimated the classes with the highest values (66.52% vs. 78.8%) (Table 5). So, the ANN can be considered as a better tool to detect (potential) problems of salinity than the SI methods for the prediction of soil salinity in the Lower Cheliff plain.

## Discussion

In this study, an ANN and SI have applied to estimate and map the soil's salinity in the Lower Cheliff plain, to increase the accuracy and reduce time efforts in the methodologies used for the detection, assessment and mapping of salt-affected areas so far (WRB IWG 2015), to raise awareness in local people and authorities about the current problem they are facing and to adapt local crops to the forthcoming scenario such as climate change (less rainfall and more evapotranspiration), more demand and less supply (Zovko et al. 2018) proximity to important markets such as the European Union, and the arrival of new forms of agriculture such as the super-intensive cropping systems (Metternicht and Zinck 2003).

Despite this obvious problem of salinization in the studied plain, local people are not yet aware of the risk led by the new changes in irrigation scheme (groundwater using wells and pumps) and do not consider it as something worrying. They are conscientious that salinization is a problem and they even know some strategies for recovering salt-affected areas

but still; they are not worried about the recent salinization (Hartani et al. 2012). The reality is that some areas are only occupied by halophytic plants (Mokhtari et al. 2012) and they are no longer useful for agricultural purposes (Bogunovic et al. 2019). The current system cannot be supported only by rainwater like in the past or other areas (Hasan and Kumar 2019).

Another concern that should be also considered is the potential risk of suffering soil salinization that current agricultural areas worldwide will have in case the scarcity in rainfall becomes real eventually, i.e., areas with dry sub-humid conditions change to semi-arid. So, the classical methods should be upgraded and improved and in our case, the database of measured EC confirmed this difficulty, given the great variability between the measured values of EC with a high standard deviation (10.49) and variance (109.98) (Table 2) in the different regions of the study area and these not only to anticipate management plans at short term but also to foresee future scenarios of soil salinization in countries sharing similar climatic and edaphic conditions.

In the Lower Cheliff plain, the main changes have been made during the 1980s when the reservoir dams of Merdjet Sidi Abed (50 Hm<sup>3</sup>) and Gargar (450 Hm<sup>3</sup>) were built and the Reform of the Public Agricultural Sector in 1987 gave rise to several collective and individual farming investments (Amichi et al. 2011).

Nevertheless, according to Bradai et al. 2016, the total amount of water stored in these important reservoir dams remains insufficient to keep competitive irrigation for agricultural practices, hence, among other reasons as they have to supply exceptionally drinking water for urban areas in the coast of the Mediterranean Sea (e.g., in the year 2005). This problem, along with the mismanagement in terms of water losses through the distribution channels (20% of total water) and the increase in the number of the population, has forced several farmers to use groundwater to irrigate their crops, using illegal pumping in cases of necessity, but the problem is further aggravated when we know that the general quality of this groundwater is poor with an average of  $EC = 2.73 \text{ dS.m}^{-1}$  (Bradai et al. 2016; Douaoui and Hartani 2007), unusable for irrigation (USSLS 1954).

The application of artificial neural networks operating on remote sensing data had been already highlighted by (Bouksila et al. 2010) in the semi-arid areas of Tunisia and the results of this work align with previous works such as (Farifteh et al. 2007) that consider

ANN's using imagery data as an excellent tool for estimating and mapping soil salinity. The use of SI, in our opinion, increased considerably the reliability of the results in comparison with the use of traditional interpolation methods such as ordinary kriging (Douaoui and Yahiaoui 2015). The results of this work by the application of SI confirmed the results of several authors who have tried to predict soil salinity using remote sensing data for the interpolations and the results showed an average prediction power (Douaoui et al. 2006b; Lobell et al. 2010; Meng et al. 2016; Wang et al. 2013; Zhang et al. 2011)

For the SI method, an average correlation is obtained ( $R^2 = 0.42$ ) between the estimated EC and measured EC values, this index gives high estimates when the reflectance is high the latter is related to the appearance of the clearness and the roughness of the ground surface (Abuelgasim and Ammad 2019; Douaoui et al. 2006b).

Sampling is done during the summer period (to coincide with the capture of the Landsat-8 OLI image) where the soil moisture is very low (Yahiaoui et al. 2015) and the vegetation during this season of the year is concentrated in the irrigated perimeters of the study area (H'madna, Djediouia, Ouarizane, Oued Rhiau and Gerraou, (Figure 1)) and in the peripheries of these perimeters with halophyte vegetation (Mokhtari et al. 2017), a large part of these areas is characterized by high soil salinity but with a low reflectance in particular in the red band (B4) due to the presence of cultivated (irrigated) or uncultivated halophyte vegetation, these explains the underestimation of soil salinity by this method in these areas (class of non-saline soils ( $EC < 4 \text{ dS.m}^{-1}$ ) represents 33.48% (Figure 5, Table 4)), this underestimation is also well noted in regions characterized by very saline soils ( $EC > 16 \text{ dS.m}^{-1}$ ) as in the west of the study area (Gaâ region (Figure 5)) where the vegetation halophyte dominates (Mokhtari et al. 2017), on the other hand this estimate is reliable in the region of Sebkhath Benziane (salt crust (Figure 1)), characterized by a superficial salt crust during this season of the year (high evaporation) (Yahiaoui et al. 2021), which increases the roughness of the soil and therefore the soil reflectance in the two bands (B3, B4) composing the SI (Equation 01).

For Artificial Neural Networks are digital modeling tools that attempt to predict the outputs of a system from the knowledge of the inputs (Strobel et al. 2018). In this study, the use of a nonlinear activation function (Hyperbolic function; Equation 5) allowed to upgrade the nonlinear prediction (Eroglu et al. 2019;

Garcia and Eldeiry 2020; Nawar et al. 2014) of the EC based on the complex structure of the network by combining the reflectance values of the bands: B3 (including green), B4 (including red and B4 (including near-infrared) like inputs, with the measured EC data (output) and this without any constraint on the linearity or the nonlinearity specified usually by the regression methods (Allbed et al. 2014). Besides, the prediction errors are significantly reduced through the correction of the weighting coefficient which represents the connection between two neurons (weights ;  $w_{ij}$ ) (Figure 3), which minimizes the error gap between the values of estimated EC and ground truth EC, in particular in the case of a learning rate  $\eta = 0.3$  ( $R^2 = 0.80$ ) where network learning is ideal for predicting soil salinity in the Lower Cheliff plain while, using  $\eta < 0.3$  causes under-learning ( $R^2 < 0.65$ ) and  $\eta > 0.3$  causes over-learning ( $R^2 < 0.60$ ) of the network (Table 3).

Though, compared to the simple regression methods, the error correction between the inputs and the outputs to a non-linear;  $n_v, n_j$  has contributed to the success of the applied back-propagation ANN.

The usefulness of the ANN technique in this research is demonstrated by its reliability in improving the mapping and estimation of soil salinity data in studies at a large scale compared to the SI method because the Salinity Index is based on the clearness and roughness of the ground surface, giving an increase in the reflectance values mainly in the two bands including green (B3) and red (B4) (Douaoui et al. 2006b) without taking into account the reflectance values of band 5 (Near-infrared) discriminating vegetation (Yahiaoui et al. 2021), therefore in the case of the presence of halophyte vegetation (high EC), the values of SI should be lower, which will underestimate the prediction of soil salinity, this problem is avoided by the application of the ANN including the three bands (3,4,5) combined with EC measured. Along with the potentiality of remote sensing data, the technique has shown that soil salinity can be estimated only using the information of a single Landsat-8 OLI image with a higher prediction power ( $R^2 = 0.80$ , Figure 6). Therefore, we can say that the remote sensing data of the three bands that better discriminate the surface conditions in the plain of Lower Cheliff; green (B3), red (B4), near-infrared (B5) (Yahiaoui et al. 2015) represents the most reliable data to apply an ANN in estimating soil salinity with greater performance.

The results of our study confirmed a serious problem of land degradation in the studied area from the

northwest of Algeria. Soil salinization is a continuous threat that it is now reaching 80% of propagation alongside this fertile area with a high risk of becoming unproductive lands. The most worrying is this process of land degradation has begun in the last decades (Douaoui et al. 2006b). Mokhtari et al. 2012 amounted 55% of land-affected by soil salinization in this area since the year 2000 meanwhile in the 1950s according to (Boulaine 1957) only 34% of the Lower-Cheliff plain had problems induced by salinization.

Spatially, we have estimated that salinization is affecting almost 80% of the total surface of Lower Cheliff plain using ANN and 66% of the territory if we use the Salinity index method. It is precisely this disparity of results found in this research that motivates further upgrading the prediction methods, most of them embedded in commercial software (Eldeiry and Garcia 2010), or techniques of machine learning (Vermeulen and Van Niekerk 2017; Wang et al. 2020b).

## Conclusion

Despite the significant quality of the soil salinity estimation in the Lower Cheliff plain obtained so far, the application of SI using classical processing tools and simple regression modeling tend to produce moderately fair correlations in the estimation of soil EC with less accuracy in dealing with underestimation and overestimation issues. This study with the intervention of the artificial neural network modeling technique proved its usefulness in upgrading the accuracy of the estimation and mapping of soil salinity at the level of the whole study area. Using free satellite imagery data of Landsat-8 OLI type corresponding to a sum of 796 sampled among which 80% (testing data) of the dataset were used as inputs neurons in an ANN and the estimation power using the ANN reached an  $R^2 = 0.80$  of correlation success and less RMSE error of  $2.3 \text{ dS.m}^{-1}$ . The map obtained by ANN showed how we overcame the issue of underestimation in higher salinity classes and the overestimation of lower salinity classes, it has also awarded us about the seriousness of the salinization problem that the Algerian lands and other arid and semi-arid countries will face soon (about 80% of the land area of the study area is classified as saline soils). Furthermore, better management of the groundwater exploitation for irrigation as well as the installation of a well-planned soil drainage network based on topographic features (slope and elevation) can be an effective

technique for decreasing soil salinity and minimizing the propagation of this salinization process in there.

## Acknowledgements

This work has been possible thanks to Mr Redha SAIFI from the University of Boumerdes (Algeria) for his availability and support, and the staff of the Research Institute for Sustainable Land Development (INTERRA) from the University of Extremadura (Spain) for their advice and contribution

## Disclosure statement

No potential conflict of interest was reported by the author(s).

## Funding

This study was financially supported by the International Cooperation Project of National Natural Science Foundation of China [Grant No. 41761144079], the Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences, the Pan-Third Pole Environment Study for a Green Silk Road [Grant No. XDA20060303], the CAS PIFI fellowship [Grant No. 2021PC0002], the Xinjiang Tianchi Hundred Talents Program [Grant No. Y848041], the CAS Inter-disciplinary Innovation Team [Grant No. JCTD-2019-20], the project of the Research Center of Ecology and Environment in Central Asia [Grant No. Y934031], and the Regional Collaborative Innovation Project of Xinjiang Uygur Autonomous Regions [Grant No. 2020E01010].

## ORCID

Ahmed Ziane  <http://orcid.org/0000-0002-8878-8810>

Abdelkader Douaoui  <http://orcid.org/0000-0002-3941-1312>

Ibrahim Yahiaoui  <http://orcid.org/0000-0001-5164-981X>

Manuel Pulido  <http://orcid.org/0000-0001-9340-0107>

Mohamed Larid  <http://orcid.org/0000-0003-1607-1658>

Aminjon Gulakhmadov  <http://orcid.org/0000-0002-7289-8310>

## References

- Abuelgasim, A., and Ammad, R. 2019. "Mapping soil salinity in arid and semi-arid regions using Landsat 8 OLI satellite data." *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, Vol. 13: pp. 415–425. doi:10.1016/j.rsase.2018.12.010.
- Allbed, A., Kumar, L., and Sinha, P. 2014. "Mapping and modelling spatial variation in soil salinity in the Al Hassa Oasis based on remote sensing indicators and regression techniques." *Remote Sensing*, Vol. 6(No. 2): pp. 1137–1157. doi:10.3390/rs6021137.
- Amichi, H., Bazin, G., Chehat, F., Ducourtieux, O., Fusillier, J.-L., Hartani, T., and Kuper, M. 2011. "Enjeux de la recomposition des exploitations agricoles collectives des grands périmètres irrigués en Algérie: le cas du Bas-Cheliff." *Cahiers Agricultures*, Vol. 20(No. 1): pp. 150–156.
- Bogunovic, I., Fernández, M. P., Kisić, I., and Marimón, M. B. 2019. *Agriculture and grazing environments. Advances in Chemical Pollution, Environmental Management and Protection*. Amsterdam: Elsevier, 23–70
- Bouarfa, S., Marlet, S., Douaoui, A., Hartani, T., Mekki, I., Ghazouani, W., Aissa, I.B., Vincent, B., Hassani, F., and Kuper, M. 2009. "Salinity patterns in irrigation systems, a threat to be demystified, a constraint to be managed: Field evidence from Algeria and Tunisia." *Irrigation and Drainage*, Vol. 58(No. S3): pp. S273–S284. doi:10.1002/ird.524.
- Bouksila, F., Persson, M., Berndtsson, R., and Bahri, A. 2010. "Estimating soil salinity over a shallow saline water table in semiarid Tunisia." *The Open Hydrology Journal*, Vol. 4 (No. 1): pp. 91–101. doi:10.2174/1874378101004010091.
- Boulaine, J. 1957. Etude des sols des plaines du Cheliff. Thèse d'état de l'Université d'Alger, Algerie., Alger, Algerie., Université d'Alger, Algerie.
- Bradaï, A., Douaoui, A., Bettahar, N., and Yahiaoui, I. 2016. "Improving the prediction accuracy of groundwater salinity mapping using indicator kriging method." *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, Vol. 142(No. 7): pp. 04016023. doi:10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.0001019.
- Bradaï, A., Douaoui, A., and Hartani, T. 2012. "Some problems of irrigation water management in lower Cheliff plain (Algeria)." *Journal of Environmental Science and Engineering*, Vol. 1 (No. A3): pp. 271–278.
- Chai, T., and Draxler, R.R. 2014. "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—Arguments against avoiding RMSE in the literature." *Geoscientific Model Development*, Vol. 7(No. 3): pp. 1247–1250. doi:10.5194/gmd-7-1247-2014.
- Chang, D.-H., and Islam, S. 2000. "Estimation of soil physical properties using remote sensing and artificial neural network." *Remote Sensing of Environment*, Vol. 74(No. 3): pp. 534–544. doi:10.1016/S0034-4257(00)00144-9.
- Dasgupta, S., Hossain, M.M., Huq, M., and Wheeler, D. 2018. "Climate change, salinization and high-yield Rice production in coastal Bangladesh." *Agricultural and Resource Economics Review*, Vol. 47(No. 1): pp. 66–89. doi:10.1017/age.2017.14.
- Dehni, A., and Lounis, M. 2012. "Remote sensing techniques for salt-affected soil mapping: Application to the Oran region of Algeria." *Procedia Engineering*, Vol. 33: pp. 188–198. doi:10.1016/j.proeng.2012.01.1193.
- Desquilbet, L. 2012. Guide pratique de validation statistique de méthodes de mesure: répétabilité, reproductibilité, et concordance.
- Douaoui, A., and Hartani, T. 2007. Impact de l'irrigation par les eaux souterraines sur la dégradation des sols de la plaine du Bas-Chéelif. *Troisième atelier régional du projet Sirma*. Cirad, 5 p.
- Douaoui, A., Hartani, T., and Lakehal, M. 2006a. La salinisation dans la plaine du Bas-Cheliff: acquis et perspectives. *Economies d'eau en Systèmes Irrigués au Maghreb. Deuxième atelier régional du projet Sirma*.
- Douaoui, A., and Lepinard, P. 2010. "Remote sensing & soil salinity: Mapping of soil salinity in the Algerian plain "Lower-Cheliff." *Geomatics Expert*, Vol. 76: pp. 36–41.

- Douaoui, A., Nicolas, H., and Walter, C. 2006b. "Detecting salinity hazards within a semiarid context by means of combining soil and remote-sensing data." *Geoderma*, Vol. 134(No. 1-2): pp. 217-230. doi:10.1016/j.geoderma.2005.10.009.
- Douaoui, A., and Yahiaoui, I. 2015. "Combination of remote sensing and kriging to improve soil salinity mapping in the Hmadna plain (Algeria)." *Toprak Su Dergisi*, Special Issue: Vol. 1: pp. 1-5.
- Eldeiry, A.A., and Garcia, L.A. 2010. "Comparison of ordinary kriging, regression kriging, and cokriging techniques to estimate soil salinity using LANDSAT images." *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, Vol. 136(No. 6): pp. 355-364. doi:10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.0000208.
- Eroglu, O., Kurum, M., Boyd, D., and Gurbuz, A.C. 2019. "High spatio-temporal resolution CYGNSS soil moisture estimates using artificial neural networks." *Remote Sensing*, Vol. 11(No. 19): pp. 2272. doi:10.3390/rs11192272.
- ESRI R. 2011. ArcGIS desktop: Release 10. *Environmental Systems Research Institute, CA*
- Farahmand, N., and Sadeghi, V. 2020. "Estimating soil salinity in the dried lake bed of Urmia lake using optical Sentinel-2 images and nonlinear regression models." *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, Vol. 48(No. 4): pp. 675-687. doi:10.1007/s12524-019-01100-8.
- Farifteh, J., Van der Meer, F., Atzberger, C., and Carranza, E.J.M. 2007. "Quantitative analysis of salt-affected soil reflectance spectra: A comparison of two adaptive methods (PLSR and ANN)." *Remote Sensing of Environment*, Vol. 110(No. 1): pp. 59-78. doi:10.1016/j.rse.2007.02.005.
- Garcia, L.A., and Eldeiry, A.A. 2020. "Evaluating linear and nonlinear regression models in mapping soil salinity." *Int J Res Agric For*, Vol. 7: pp. 21-34.
- Geosystems, L. 2008. Leica geosystems geospatial imaging ERDAS IMAGINE 9.2. *Norcross, USA*
- Ghedira, H. 2002. *Utilisation des réseaux de neurones pour la cartographie des milieux humides à partir d'une série temporelle d'images RADARSAT-1*. Université du Québec, Institut national de la recherche scientifique.
- Hartani, T., Bradai, A., and Douaoui, A. 2012. "Exploring Salinity Perception in Lower Cheliff Plain (Algeria)." *Journal of Agricultural Science and Technology*, Vol. A2: pp. 1253.
- Hasan, M.K., and Kumar, L. 2019. "Comparison between meteorological data and farmer perceptions of climate change and vulnerability in relation to adaptation." *Journal of Environmental Management*, Vol. 237: pp. 54-62. doi:10.1016/j.jenvman.2019.02.028.
- Jiang, H., Rusuli, Y., Amuti, T., and He, Q. 2019. "Quantitative assessment of soil salinity using multi-source remote sensing data based on the support vector machine and artificial neural network." *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 40(No. 1): pp. 284-306. doi:10.1080/01431161.2018.1513180.
- Kanellopoulos, I., and Wilkinson, G.G. 1997. "Strategies and best practice for neural network image classification." *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 18(No. 4): pp. 711-725. doi:10.1080/014311697218719.
- Khaledian, Y., Kiani, F., Ebrahimi, S., Brevik, E.C., and Aitkenhead-Peterson, J. 2017. "Assessment and monitoring of soil degradation during land use change using multivariate analysis." *Land Degradation & Development*, Vol. 28(No. 1): pp. 128-141. doi:10.1002/ldr.2541.
- Lhissou, R., El Harti, A., and Chokmani, K. 2014. "Mapping soil salinity in irrigated land using optical remote sensing data." *Eurasian Journal of Soil Science*, Vol. 3: pp. 82.
- Lobell, D.B., Lesch, S.M., Corwin, D.L., Ulmer, M.G., Anderson, K.A., Potts, D.J., Doolittle, J.A., Matos, M.R., and Baltes, M.J. 2010. "Regional-scale assessment of soil salinity in the Red River Valley using multi-year MODIS EVI and NDVI." *Journal of Environmental Quality*, Vol. 39(No. 1): pp. 35-41. doi:10.2134/jeq2009.0140.
- Matlab, V. 2010. 7.10. 0 (R2010a). *The MathWorks Inc., Natick, Massachusetts*
- McDonald, B., and Atkins, W.S. 1990. *Etude de l'avant projet détaillé des extensions de Guerouaou et de Sebkhate Benziane et du réaménagement du Bas-Chéiff*. Bureau National d'Etude pour le Développement Rural, Alger.
- Meng, L., Zhou, S., Zhang, H., and Bi, X. 2016. "Estimating soil salinity in different landscapes of the Yellow River Delta through Landsat OLI/TIRS and ETM+ Data." *Journal of Coastal Conservation*, Vol. 20(No. 4): pp. 271-279. doi:10.1007/s11852-016-0437-9.
- Metternicht, G.I., and Zinck, J.A. 2003. "Remote sensing of soil salinity: Potentials and constraints." *Remote Sensing of Environment*, Vol. 85(No. 1): pp. 1-20. doi:10.1016/S0034-4257(02)00188-8.
- Minasny, B., and McBratney, A. 2013. "Why you don't need to use RPD." *Pedometron*, Vol. 33: pp. 14-15.
- Mohamed, E., Belal, A.-A., Ali, R. R., Saleh, A., and Hendawy, E. A. 2019. *Land degradation. The soils of Egypt*. Cham, Germany: Springer, 159-174.
- Mokhtari, D.E., Douaoui, A., and Yahiaoui, I. 2012. "Geomatics use in the evaluation of surface qualities degradation in saline area (The case of the lower Cheliff plain)." *Energy Procedia*, Vol. 18: pp. 1557-1572.
- Mokhtari, D.-E., Douaoui, A., Yahiaoui, I., and Guerziz, H. 2017. *Use of Remote-Sensing to the Study of Landuse Change in the Lower-Cheliff Plain (Algeria)*. *Euro-Mediterranean Conference for Environmental Integration*. Springer, 1801-1803
- Nawar, S., Buddenbaum, H., Hill, J., and Kozak, J. 2014. "Modeling and mapping of soil salinity with reflectance spectroscopy and landsat data using two quantitative methods (PLSR and MARS)." *Remote Sensing*, Vol. 6(No. 11): pp. 10813-10834. doi:10.3390/rs61110813.
- ONS: *Office National des Statistiques* 2008.
- Osman, K. T. 2012. *Soils: Principles, properties and management*. Dordrecht: Springer Science & Business Media.
- Ren, D., Wei, B., Xu, X., Engel, B., Li, G., Huang, Q., Xiong, Y., and Huang, G. 2019. "Analyzing spatiotemporal characteristics of soil salinity in arid irrigated agroecosystems using integrated approaches." *Geoderma*, Vol. 356: pp. 113935. doi:10.1016/j.geoderma.2019.113935.
- Rhoades, J. D., Chanduvi, F., and Lesch, S. M. 1999. *Soil salinity assessment: Methods and interpretation of electrical conductivity measurements*. Rome: Food & Agriculture Org.
- Schofield, R.V., and Kirkby, M.J. 2003. "Application of salinization indicators and initial development of potential global soil salinization scenario under climatic change." *Global Biogeochemical Cycles*, Vol. 17(No. 3): pp. 1-35. doi:10.1029/2002GB001935.

- Strobel, H., Gehrmann, S., Pfister, H., and Rush, A.M. 2018. "Lstmvis: A tool for visual analysis of hidden state dynamics in recurrent neural networks." *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 24(No. 1): pp. 667–676. doi:10.1109/TVCG.2017.2744158.
- Tjur, T. 2009. "Coefficients of determination in logistic regression models—A new proposal: The coefficient of discrimination." *The American Statistician*, Vol. 63(No. 4): pp. 366–372. doi:10.1198/tast.2009.08210.
- USSLS. 1954. *Diagnosis and improvement of saline and alkali soils*. U. S. Gov. Print. Office, Washington DC: US Department of Agriculture
- Vermeulen, D., and Van Niekerk, A. 2017. "Machine learning performance for predicting soil salinity using different combinations of geomorphometric covariates." *Geoderma*, Vol. 299: pp. 1–12. doi:10.1016/j.geoderma.2017.03.013.
- Wang, F., Chen, X., Luo, G., Ding, J., and Chen, X. 2013. "Detecting soil salinity with arid fraction integrated index and salinity index in feature space using Landsat TM imagery." *Journal of Arid Land*, Vol. 5(No. 3): pp. 340–353. doi:10.1007/s40333-013-0183-x.
- Wang, J., Ding, J., Yu, D., Teng, D., He, B., Chen, X., Ge, X., et al. 2020a. "Machine learning-based detection of soil salinity in an arid desert region, Northwest China: A comparison between Landsat-8 OLI and Sentinel-2 MSI." *Science of the Total Environment*, Vol. 707: pp. 136092. doi:10.1016/j.scitotenv.2019.136092.
- Wang, N., Xue, J., Peng, J., Biswas, A., He, Y., and Shi, Z. 2020b. "Integrating Remote Sensing and Landscape Characteristics to Estimate Soil Salinity Using Machine Learning Methods: A Case Study from Southern Xinjiang, China." *Remote Sensing*, Vol. 12(No. 24): pp. 4118. doi:10.3390/rs12244118.
- WRB IWG. 2015. *World reference base for soil resources 2014, update 2015: International soil classification system for naming soils and creating legends for soil maps*. World Soil Resources Reports No. 106. Fao Rome, 192
- Wu, W., Zucca, C., Muhaimed, A.S., Al-Shafie, W.M., Fadhil Al-Quraishi, A.M., Nangia, V., Zhu, M., and Liu, G. 2018. "Soil salinity prediction and mapping by machine learning regression in C entral Mesopotamia, Iraq." *Land Degradation & Development*, Vol. 29(No. 11): pp. 4005–4014. doi:10.1002/ldr.3148.
- Yahiaoui, I., Bradaï, A., Douaoui, A., and Abdenmour, M.A. 2021. "Performance of random forest and buffer analysis of Sentinel-2 data for modelling soil salinity in the Lower-Cheliff plain (Algeria)." *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 42-01: pp. 148–171.
- Yahiaoui, I., Douaoui, A., Zhang, Q., and Ziane, A. 2015. "Soil salinity prediction in the Lower Cheliff plain (Algeria) based on remote sensing and topographic feature analysis." *Journal of Arid Land*, Vol. 7(No. 6): pp. 794–805. doi:10.1007/s40333-015-0053-9.
- Zeng, W., Zhang, D., Fang, Y., Wu, J., and Huang, J. 2018. "Comparison of partial least square regression, support vector machine, and deep-learning techniques for estimating soil salinity from hyperspectral data." *Journal of Applied Remote Sensing*, Vol. 12(No. 2): pp. 1. doi:10.1117/1.JRS.12.022204.
- Zhai, Y., Thomasson, J.A., Boggess, J.E., III., and Sui, R. 2006. "Soil texture classification with artificial neural networks operating on remote sensing data." *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 54(No. 2): pp. 53–68. doi:10.1016/j.compag.2006.08.001.
- Zhang, T.-T., Zeng, S.-L., Gao, Y., Ouyang, Z.-T., Li, B., Fang, C.-M., and Zhao, B. 2011. "Using hyperspectral vegetation indices as a proxy to monitor soil salinity." *Ecological Indicators*, Vol. 11(No. 6): pp. 1552–1562. doi:10.1016/j.ecolind.2011.03.025.
- Zhang, X., Li, P., Li, Z.B., and Yu, G.Q. 2017. "Soil water-salt dynamics state and associated sensitivity factors in an irrigation district of the loess area: A case study in the Luohui Canal Irrigation District." *Environmental Earth Sciences*, Vol. 76(No. 20): pp. 715. doi:10.1007/s12665-017-7066-y.
- Zovko, M., Romić, D., Colombo, C., Di Iorio, E., Romić, M., Buttafuoco, G., and Castrignanò, A. 2018. "A geostatistical Vis-NIR spectroscopy index to assess the incipient soil salinization in the Neretva River valley, Croatia." *Geoderma*, Vol. 332: pp. 60–72. doi:10.1016/j.geoderma.2018.07.005.

للعقد من الزمان ، كان سهل الشلف المنخفض (60.000 هكتار) تحت التأثير المستمر لملوحة التربة بسبب التملح الثانوي الذي تقام بسبب الظروف المناخية القاسية التي تميل أكثر فأكثر نحو الجفاف بالإضافة لسوء إدارة المياه الجوفية حيث أن الأهداف الرئيسية لهذا البحث هي أولاً تقييم ورسم خرائط لملوحة التربة في سهل الشلف المنخفض من خلال تطبيق ثلاث أدوات: الإحصاء الجغرافي ( Simple Kriging ، KS و Ordinary Kriging ، KO ) ، الاستشعار عن بعد (مؤشرات الملوحة) والشبكات العصبية الاصطناعية. وذلك بالاستناد إلى بيانات الانعكاس من صورة القمر الصناعي لاندسات 8-OLI. ثانياً استعمال هذه الأدوات لفهم تأثير الطوبوغرافيا على الملوحة بشكل أفضل. للقيام بذلك، تم دمج قاعدة بيانات لـ 796 قيمة للتوصيل الكهربائي (EC ، dS.m-1) ببيانات المعلمات الطيفية (قيم الانعكاس) لصورة لاندسات 8 OLI و قيم المشتقات الطوبوغرافية (الارتفاع ، المنحدر ، التعرض للمنحدرات) التي تم الحصول عليها من نموذج رقمي للارتفاعات من نوع (ASTER GDEM 30 m) كل هذه البيانات دمجت بنفس الإحداثيات الجغرافية، الجزء الأكبر (80%) من قاعدة البيانات هذه خصص لتقدير ملوحة التربة بالطرق المختلفة ( الإحصاء الجغرافي، مؤشر الملوحة و الشبكات العصبية الاصطناعية) وتقييم تأثير المعلمات الطوبوغرافية والطيفية الطوبوغرافية على الملوحة باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، تم إدخال نتائج هذه الطرق المختلفة في نظام معومات جيوغرافي بهدف تطوير خرائط الملوحة المختلفة لمنطقة البحث. تم الاحتفاظ بباقي مجموعة البيانات (20%) من أجل التحقق الإحصائي من نتائج التقدير للطرق المختلفة. سلطت نتائج هذا العمل الضوء على الاهتمام باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية بناءً على قيم الانعكاس لثلاثة نطاقات (B): الأخضر (B3) والأحمر (B4) والأشعة تحت الحمراء القريبة (B5) كمدخل تعليمي لشبكة عصبية اصطناعية في تقدير ملوحة التربة بدرجة عالية بمعامل التحديد ( $R^2 = 0.80$ ) بين القيم المقدرة والملاحظة لملوحة التربة. من ناحية أخرى، أعطت النتائج التي تم الحصول عليها بمؤشرات الملوحة ارتباط متوسط ( $R^2 < 0.50$ ) بينما كانت نتائج الارتباط بين قيم ملوحة التربة المقاسة والشبكات العصبية الاصطناعية، تم التحقق من تأثير الارتفاع والانحدار على ملوحة التربة ( $R^2 = 0.55$ ). كما سمح تجميع بيانات قيم الانعكاس للثلاثة (B3 و B4 و B5) مع مجموعة بيانات الارتفاع والانحدار في شبكة عصبية واحدة بتقدير ملوحة التربة بقوة تنبؤية تبلغ 59%. استناداً إلى نتائج هذا العمل يمكننا القول أن خريطة الملوحة الأكثر موثوقية التي تم الحصول عليها هي الخريطة الناتجة عن تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية والتي توضح أن 80% من المساحة الإجمالية لسهل الشلف المنخفض تأثرت بشكل كبير بملوحة التربة.

**الكلمات المفتاحية:** لاندسات 8 OLI ، التوصيل الكهربائي ، الإحصاء الجغرافي ، الشبكات العصبية الاصطناعية ، نموذج رقمي للارتفاعات.

## Résumé

Depuis des décennies, la plaine du Bas Cheliff (60 000 ha) est sous l'influence continue de la salinisation des sols dus à une salinité secondaire aggravée par des conditions climatiques sévères qui tend de plus en plus vers l'aridité et à la mauvaise gestion des ressources en eaux souterraines. Les principaux objectifs de cette recherche étaient d'une part, d'évaluer et de cartographier la salinité des sols dans la plaine du Bas Cheliff en appliquant trois outils : la géostatistique (Krigage Simple, KS et Krigage Ordinaire, KO), la télédétection (Les indices de salinité) et les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) en se basant sur les données de réflectance d'une image satellitaire Landsat OLI-8 et d'autre part, de mieux comprendre l'effet de la topographie sur la salinité. Pour ce faire, une base de données de 796 valeurs mesurées de conductivité électrique (CE, dS.m-1) est combinée avec les mêmes coordonnées géographiques aux données des paramètres spectraux (valeurs de réflectance) d'une image Landsat-8 OLI et des valeurs des dérivés topographiques (altitude, pente, exposition de pente) obtenues à partir d'un MNE de type ASTER GDEM (30 m). La grande partie (80%) de cette base de données est consacrée à l'estimation de la CE par les différentes méthodes (KS, KO, indice de salinité et RNA) et l'évaluation de l'effet des paramètres topographiques et spectro-topographiques sur la salinité en utilisant les RNA. Les résultats de ces différentes méthodes sont introduits dans un environnement SIG pour élaborer les différentes cartes de salinité. Le reste de l'ensemble de données (20%) est conservé pour la validation statistique des résultats d'estimation des différentes méthodes. Les résultats de ce travail ont mis en évidence l'intérêt d'utiliser les RNA basés sur les valeurs de réflectance des trois bandes (B) : vert (B3), rouge (B4) et proche infrarouge (B5) en tant que neurones d'entrées d'apprentissage dans l'estimation de la CE avec un coefficient de détermination élevé ( $R^2 = 0,80$ ) entre les valeurs estimées et observées de la CE. En revanche, les résultats obtenus par les indices de salinité ont donné des corrélations moyennes ( $R^2 < 0,50$ ) tandis que les résultats de corrélation entre les valeurs de la CE mesurées et estimées par le KS et le KO sont plus faibles (0,24 et 0,39 respectivement). En ce qui concerne l'évaluation de l'effet des paramètres topographiques sur la salinité des sols par l'application des RNA, un effet important de l'altitude et de la pente sur la salinité du sol ( $R^2 = 0,55$ ) est enregistré. L'assemblage des données des valeurs de réflectance des trois bandes (B3, B4 et B5) avec l'ensemble des données d'altitude et de pente dans un RNA a permis l'estimation de la CE avec un pouvoir prédictif de 59%. La carte de salinité la plus fiable obtenue dans cette recherche est la carte issue de l'application des RNA montrant que 80% de la superficie totale de la plaine du Bas Cheliff est affectée par la salinité des sols.

**Mots Clés :** Landsat-8 OLI, Conductivité Electrique, Géostatistique, Réseaux de neurones Artificiel, MNE.

## Abstract

Science decades ago, the Lower Cheliff plain (60,000 ha) has been under the continuous influence of soil salinization due to secondary salinization aggravated by severe climatic conditions which tends more and more towards aridity and poor management of ground water resources. The main objectives of this research were firstly to assess and map soil salinity in the Lower Cheliff plain by applying three tools: geostatistics (Simple Kriging, KS and Ordinary Kriging, KO), remote sensing (salinity indexes) and Artificial Neural Networks (ANN) based on reflectance data from a Landsat OLI-8 satellite image and on the other hand to better understand the effect of topography on salinity. To do this, a database of 796 measured values of electrical conductivity (EC, dS.m-1) is combined with the same geographical coordinates with the spectral parameters data (reflectance values) of a Landsat-8 OLI image and values of topographic derivatives (altitude, slope, slope exposure) obtained from a DEM of the ASTER GDEM type (30 m), the large part (80%) of this database is devoted to estimating the EC by the different methods (KS, KO, salinity index and RNA) and the evaluation of the effect of topographic and spectro-topographic parameters on salinity using ANN, the results of these different methods are introduced into an environment GIS to develop the different salinity maps. The rest of the data set (20%) is kept for the statistical validation of the different methods estimation results. The results of this work highlighted the interest of using ANNs based on the reflectance values of three bands (B): green (B3), red (B4) and near infrared (B5) as learning input in EC estimation with a high coefficient of determination ( $R^2 = 0.80$ ) between the estimated and observed values of EC. On the other hand, the results obtained by the salinity index gave average correlations ( $R^2 < 0.50$ ) while the results of correlation between the EC values measured and estimated by the KS and the KO is weaker (0.24 and 0.39 respectively). Regarding the evaluation of the effect of topographic parameters on soil salinity by the application of ANN, a significant effect of altitude and slope on soil salinity ( $R^2 = 0.55$ ) is checked in. The assembly of the data of the reflectance values of the three bands (B3, B4 and B5) with the altitude and slope data set in an ANN allowed the estimation of the CE with a predictive power of 59%. The most reliable salinity map obtained in this research is the map resulting from the application of ANN showing that 80% of the total area of the Lower Cheliff plain is affected by soil salinity.

**Keywords:** Landsat-8 OLI, Electrical Conductivity, Geostatistics, Artificial Neural Networks, DEM.