



UNIVERSITE SULTAN MOULAY SLIMANE
Faculté des Sciences et Techniques
Béni-Mellal



Centre d'Études Doctorales : Sciences et Techniques
Formation Doctorale : Ressources Naturelles, Environnement et Santé (RNES)

THÈSE

Présentée par

LHISSOU RACHID

Pour l'obtention du grade de

DOCTEUR

Spécialité : Télédétection, SIG et Géostatistique

Modélisation et suivi de la salinisation des sols de la plaine agricole de Tadla au Maroc : Apport de la Télédétection Optique et Radar

Soutenue le 14/01/2017 à 9h devant la commission d'examen composée de :

Président	: Pr. Ahmed Barakat	PES	FST - Béni Mellal
Rapporteurs	: Pr. Omar El kharki	PH	FST - Tanger
	Pr. Salah Erraki	PH	FST - Marrakech
	Pr. Mustapha Hakdaoui	PES	FS Ben M'Sik -Casablanca
Examineurs	: Pr. El Mostafa Bachaoui	PES	FST - Béni Mellal
	Pr. Abderrahmene El Ghmari	PES	FST - Béni Mellal
Directeurs de thèse	: Pr. Abderrazak El Harti	PES	FST - Béni Mellal

REMERCIEMENT

À l'issue de la rédaction de cette thèse, je souhaite exprimer ici toute ma gratitude à celles et ceux qui, de près ou de loin, auront contribué à l'aboutissement de ce travail.

J'adresse tout d'abord mes remerciements aux messieurs les professeurs Ahmed Barakat, Mustapha Hakdaoui, Salah Erraki, Omar El Kharki, El Mostafa Bachaoui et Abderrahmene El Ghmari qui me font l'honneur de participer au jury de thèse. Je les remercie du temps qu'ils ont consacré à la lecture du manuscrit, pour leurs précieuses et judicieuses remarques, et pour l'intérêt particulier qu'ils ont accordé à mon travail.

Le travail de recherche présenté dans cette thèse de doctorat a été effectué à la Faculté des Sciences et Techniques (FST) de Béni Mellal, Université Sultan Moulay Slimane, au sein de l'Équipe de Télédétection et SIG appliqués aux Géosciences et à l'Environnement (ETS), sous la direction du Professeur Abderrazak El Harti. Je le remercie du fond du cœur, aussi bien pour avoir dirigé mes travaux avec talent et compétence, que pour m'avoir accompagné amicalement et fraternellement dans ce cheminement. Une partie de cette thèse était réalisée au Laboratoire de Télédétection et de Géomatique, Centre Eau Terre Environnement de l'Institut National de la Recherche Scientifique (INRS) de Québec à Canada sous l'encadrement du Professeur Karem Chokmani. Je tiens à le remercier pour m'avoir accepté dans son groupe de recherche et pour avoir m'encadrer avec beaucoup de volonté et de compétence. Je le remercie pour sa disponibilité et pour ses conseils pertinents. Qu'il trouve ici, l'Expression de ma profonde reconnaissance.

Je remercie également le CNRST (Centre National de la Recherche Scientifique et Techniques, Rabat) pour m'avoir financé pour trois années et l'AUF (Agence Universitaire de la Francophonie) pour m'avoir financé 5 mois de stage de perfectionnement à l'INRS au Canada.

Je voudrais exprimer ma vive reconnaissance à Monsieur le Professeur Ahmed ZEGHAL, doyen de la Faculté des Sciences et Techniques de Béni Mellal, Monsieur le professeur Khalid HABBARI, vice-doyen de la FST de Béni Mellal pour les efforts qu'ils déploient pour la recherche scientifique. Qu'ils trouvent ici l'expression de notre profond respect.

J'exprime ma reconnaissance à Monsieur El Mostafa Bachaoui, Professeur à la FST de Béni Mellal et notre Directeur d'Équipe, je le remercie pour sa disponibilité, ses conseils, son soutien et l'aide qu'il m'a apportés durant toute la période de thèse.

Je remercie aussi très sincèrement Mohamed HASSOUNA, responsable du Laboratoire d'analyses à l'ORMVAT. Pour m'avoir accueilli dans le laboratoire, mais aussi et surtout pour son encadrement appréciable dans les analyses des sols et pour ses encouragements.

Mes remerciements les plus chaleureux vont également à Monsieur Riadh Abdelfattah, Professeur à l'École Supérieure des Communications de Tunis, Nadhira Ben Aissa, Professeur

à l'Institut National Agronomique de Tunis (INAT), et Mariem Barbouchi, Ingénieur à l'INAT pour leurs efforts de réussir notre collaboration et de m'avoir encouragé régulièrement.

Je tiens à remercier tout particulièrement Messieurs Abderrahmene EL GHMARI, Ahmed BARAKAT, Abdelghani BOUDHAR, Rachida Saji, Jamila RAIS, Mohamed RHALMI, Abdelkarim ARIOUA, Abdessamad BALOUKI, Abdelali BOULLI, Khalid HABBARI et Mohamed EL BAGHDADI, Professeurs à la FST de Béni Mellal, pour leurs soutiens constants, leurs encouragements et leurs conseils.

Je ne sais pas comment remercier tous les membres de l'équipe ETS, c'est beaucoup grâce à vous que cette thèse restera un beau et un bon souvenir. Alors un grand merci à vous tous : Jamel-eddine OUZEMOU, Amine JELLOULI, Zakaria ADIRI, Mohcine CHAKOURI, Jaouad El Hachimi, Najat KNOUZ, Youssef LEBRINI et Zineb SAQARRA.

Merci à tous et à toutes avec qui j'ai travaillé quelques instants, ou ai croisé en congrès ou ailleurs et qui se seront intéressés à mon travail, vous m'avez beaucoup apporté.

Un grand merci à toutes les personnes de l'administration que j'ai côtoyées durant ces années de thèse. En particulier, M. Mostafa ARIF, M. Mohamed BADAI, Mme. Hafida BAKHCHA, M. Ahmed ZEGHAL, M. Khalid HABBARI et M. Said MELLIANI. Je les remercie pour leur sympathie, leur soutien constant, leurs encouragements, leurs conseils et leurs gentillesse formidables.

Je n'oublie pas de remercier mes amis et collègues qui m'ont apporté beaucoup d'aide, merci pour leur soutien et les bons moments de détente et pour leur amour : Abdelmoula ABOUHILAL, Amine JELLOULI, Jamel-Eddine OUZEMOU, Najat EDDIHAJ, Abdelkader SAMIM, Yedir OUHDOUCH, Fatima MAKHDACH, Zakaria ADIRI, Mohine CHAKOURI, Khalid MANYARI, Mahmoud AIT AMOUM, Badre-eddine HSI, Mohamed ZIDANE, Aissam-edine ZIDANE, Hicham BOUZEKRAOUI, Mohamed BOUTALLINE, Mohamed OUZEMOU, Mohamed Amine SLIMANI, Jamal EL MAAI, Hamza DROUSSI, Bahija BACHAOUI, Imane FAROUK, Ayoub AMRANI, Ahmed MARCHANE, Amal MARKHI, Khalid OUBENNACEUR, Soufiane MAIMOUNI et Anas EL ALEM. Je leur adresse mes amitiés les plus sincères.

Finalement, j'adresse un remerciement spécial et j'exprime ma profonde reconnaissance à ma famille, en particulier mes chers parents, mes frères Said et Ali qui m'ont supporté et qui me supportent toujours. Que Dieu les récompense.

AVANT-PROPOS

FICHE DE THÈSE

Auteur de la Thèse	LHISSOU Rachid
Email/siteweb	rachid.lhissou@gmail.com / www.researchgate.net/profile/Rachid_Lhissou2
Intitulé de la Thèse	Modélisation et suivi de la salinisation des sols de la plaine agricole de Tadla au Maroc : Apport de la Télédétection Optique et Radar
Directeur de Thèse	Pr. Abderrazak El Harti, PES, FST Béni Mellal
Lieu de réalisation du travail	<ul style="list-style-type: none">• Equipe de Télédétection et SIG appliqués aux Géosciences et à l'Environnement, FST- Béni Mellal, B.P. 523, MAROC.• Laboratoire de Télédétection et de Géomatique, Centre Eau Terre Environnement INRS, Québec, CANADA.

LISTE DES PUBLICATIONS

ARTICLES A COMITE DE LECTURE :

1. Abderrazak El Harti, **Rachid Lhissou**, Karem Chokmani, Jamal-eddine Ouzemou, Mohamed Hassouna, El Mostafa Bachaoui, Abderrahmene El Ghmari. Spatiotemporal monitoring of soil salinization in irrigated Tadla Plain (Morocco) using satellite spectral indices. **2016**. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 50, 64-73, doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2016.03.008>.
2. Meriem Barbouchi, Riadh Abdelfattah, Karem Chokmani, Nadhira Ben Aissa, **Rachid Lhissou**, and Abderrazak El Harti, **2015**. Soil Salinity Characterization Using Polarimetric InSAR Coherence: Case Studies in Tunisia and Morocco. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of, PP(99), 1-10, doi: <http://dx.doi.org/10.1109/jstars.2014.2333535>
3. **Rachid Lhissou**, Abderrazak El Harti and Karem Chokmani, **2014**. Mapping soil salinity in irrigated land using optical remote sensing data. Eurasian Journal of Soil Science 3, p82-88. doi: <http://dx.doi.org/10.18393/ejss.84540>
4. **Rachid Lhissou**, Abderrazak El Harti, Jamal-eddine Ouzemou, El Mostafa Bachaoui, Abderrahmene El Ghmari. Soil salinity mapping using SVM, SAM and MLL classifiers in irrigated perimeter of Tadla. Geoderma Regional journal (**soumis**).
5. **Rachid Lhissou**, Abderrazak El Harti, El Mostafa Bachaoui, Abderrahmene El Ghmari. Effectiveness assessment of remote sensing spectral indices for soil salinity characterization in an irrigated agricultural landscape. Remote Sensing Applications: Society and Environment 'RSASE journal' (**soumis**).

RAPPORT DE RECHERCHE :

1. Meriem Barbouchi, **Rachid Lhissou**, Karem Chokmani, Riadh Abdelfattah, Abderrazak El Harti, Nadhira Ben Aissa, **2013**. Caractérisation de la salinité des sols à l'aide de l'imagerie radar satellitaire: cas de la Tunisie et du Maroc (Rapport n° R1480). Québec (QC), Canada : Centre Eau Terre et Environnement, Institut National de la Recherche Scientifique, p. 99.

COMMUNICATIONS ORALES :

1. **Rachid Lhissou**, Abderrazak El Harti, Karem Chokmani, Jamal-eddine Ouzemou, Mohamed Hassouna, El Mostafa Bachaoui, Abderrahmene El Ghmari. **2016**. Contribution of multispectral Remote Sensing in modeling and monitoring of soil salinization in agricultural land of Tadla. 1^{ère} Rencontre Nationale des Jeunes Géologues sous le thème 'Géosciences au Service de la société', 27-28 Mai 2016, Faculté des Sciences d'El Jadida, Maroc.
2. **Rachid Lhissou**, Abderrazak El Harti, Karem Chokmani, Jamal-eddine Ouzemou, El Mostafa Bachaoui, Abderrahmene El Ghmari, Mohamed Hassouna. Mapping of soil salinity changes by remote sensing in irrigated tadla plain. **2015**. The first International conference of Afro-Mediterranean soils : Constraints and Potentialities for Durable Management (INRA/OCF Afromed Conf 2015), December 18-19, at Palmeraie Golf Palace Hotel, Marrakech, Morocco.
3. **Rachid Lhissou**, Karem Chokmani, Abderrazak El Harti, Riadh Abdelfattah, Meriem Barbouchi and Nadhira Ben Aissa. **2015**. Utilisation de la polarimétrie Radar pour l'estimation des paramètres de surface : Cas de la salinité des sols au Maroc et en Tunisie. Séminaire international : Application de la Télédétection Spatiale en Modélisation hydrologique et à la Caractérisation des Sols, 11 Mai 2015, Faculté des Sciences et Techniques Béni Mellal, Maroc.
4. **Rachid Lhissou**, Abderrazak El Harti and Karem Chokmani, **2014**. Mapping soil salinity in irrigated land using optical remote sensing data. the 9th International Soil Science Congress on "The Soul of Soil and Civilization", October 14-17, 2014, Side, Antalya, Turkey.
5. **Rachid Lhissou**, Jamal-eddine Ouzemou, Abderrazak El Harti, Mohammed Hassouna, El Mostafa Bachaoui and Abderrahmène El Ghmari, **2014**. Mapping salt-affected soils using Landsat 8 data in the irrigated perimeter of Tadla plain, 2nd International congress of Remote Sensing and GIS, 25-27 juin 2014 Casablanca, Maroc.
6. **Rachid Lhissou**, Karem Chokmani, Abderrazak El Harti, Riadh Abdelfattah, Meriem Barbouchi and Nadhira Ben Aissa, **2013**. Soil salinity estimation using RADARSAT 2 polarimetric data in arid and sub-arid regions: Morocco and Tunisia cases. Geophysical Research Abstracts, Vol. 15, EGU General Assembly 2013, Vienna, Austria.

COMMUNICATIONS POSTER:

1. Abderrazak El Harti, **Rachid Lhissou**, Karem Chokmani, Asma Dakir, Basma Naouil, Jamal-eddine Ouzemou, El Mostafa Bachaoui, Abderrahmene El Ghmari, Mohammed Hassouna. **2015**. Detecting of soil salinization dynamics in irrigated Tadla Plain using Landsat TM/OLI imagery. SPIE Remote Sensing, Toulouse, France, 21 - 24 September 2015.
2. **R. Lhissou**, A. El Harti, K. Chokmani, E. Bachaoui, A. El Ghmari, **2014**. Assessment of spectral indices for soil salinity estimation in irrigated land. International Conference on Remote Sensing, ICRS2014, 30-31 October 2014, Paris, France.
3. Meriem Barbouchi, Karem Chokmani, Nadhira Ben Aissa, **Rachid Lhissou**, Abderrazak El Harti, and Riadh Abdelfattah, **2013**. Mapping of soil salinity: a comparative study between deterministic and geostatistical methods, case of the Tadla plain (Morocco). Geophysical Research Abstracts, Vol. 15, EGU General Assembly 2013, Vienna, Austria.

RÉSUMÉ

Modélisation et suivi de la salinisation des sols de la plaine agricole de Tadla au Maroc : Apport de la Télédétection Optique et Radar.

La salinité des sols est un risque majeur pour l'environnement dans plusieurs pays à travers le monde en particulier les pays arides et semi-arides comme le Maroc. La salinisation provoque des effets négatifs sur les sols; elle affecte la production agricole, les infrastructures, les ressources en eau et la biodiversité. La télédétection peut fournir des informations sur la salinité du sol pour les grandes surfaces, et dans un temps relativement court. En outre, la télédétection n'est pas limitée par les obstacles et les conditions du terrain. Au contraire, les méthodes expérimentales pour le suivi de la salinité des sols par des mesures directes *in situ* nécessitent beaucoup de temps et des ressources, et aussi sont très limitées dans la couverture spatiale. Dans le périmètre irrigué du Béni Amir de la plaine du Tadla au Maroc central, l'utilisation accrue des eaux souterraines et des eaux de surface salines, couplée à l'intensification agricole conduit à la détérioration de la qualité des sols en particulier par la salinisation.

Dans un premier temps, nous avons évalué plusieurs indices spectraux de la salinité des sols cités dans la littérature en utilisant les images du satellite Landsat TM (Thematic Mapper) et des mesures de laboratoire de la conductivité électrique (CE) des sols. Trois images satellites Landsat TM ont été acquises pendant 3 périodes (septembre, octobre et novembre 2011). Les meilleurs résultats ont montré un coefficient de détermination (R^2) égal à 0,68, 0,79 et 0,65 pour l'indice de salinité (SI) dans les trois dates respectivement. Les résultats ont montré les indices spectraux basés sur les bandes du visible sont les plus performants et portent un grand potentiel comme variable auxiliaire dans l'estimation et la cartographie de la salinité des terres irriguées. Par ailleurs, beaucoup d'indices spectraux n'ont pas donné de résultats significatifs.

Dans un deuxième temps un suivi spatiotemporel de la salinisation des sols dans le périmètre irrigué du Béni Amir a été réalisé en utilisant des indices spectraux provenant des données du capteur TM et Operationnal Land Imager (OLI). En effet, un nouvel indice de salinité des sols (OLI-SI) est proposé pour l'estimation de la CE. La validation des résultats de cet indice a montré une estimation satisfaisante de la CE avec un R^2 variant de 0,55 à 0,77 et une erreur quadratique moyenne (RMSE) comprise entre 1,02 et 2,35 dS/m. Les cartes de salinité produites en utilisant la méthode proposée montrent que la salinité des sols du Béni Amir a diminué en intensité et a augmenté progressivement en étendue spatiale, durant la période 2000-2013.

Dans une dernière partie, la polarimétrie radar a été utilisée et explorée afin d'évaluer la capacité du radar satellitaire à détecter la variation spatiale de la CE. Les résultats obtenus dans cette partie indiquent que certains paramètres polarimétriques sont étroitement liés à la salinité des sols observée.

Mots-clés : Conductivité électrique, indices spectraux, Landsat, modèle d'estimation, OLI, polarimétrie RADAR, Radarsat-2, salinité des sols, Télédétection, TM.

ABSTRACT

Contribution of Optical and Radar Remote Sensing in modeling and monitoring of soil salinization in the Agricultural Tadla Plain in Morocco

Soil salinity is a major environmental issue in several countries around the world, particularly in arid and semi-arid countries such as Morocco. Salinization causes negative effects on soils; It affects agricultural production, infrastructure, water resources and biodiversity. Remote sensing can provide information on soil salinity for large areas, and in a relatively short time. In addition, remote sensing is not limited by obstacles and field conditions. On the contrary, experimental methods for monitoring soil salinity by direct measurements *in situ* are time consuming and laborious, and are also very limited in spatial coverage. In the Beni Amir irrigated perimeter of the Tadla plain in central Morocco, the increased use of saline groundwater and surface waters coupled with agricultural intensification leads to deterioration of soil quality, in particular by salinization.

First, we assessed several spectral indices of soil salinity using Landsat Thematic Mapper (TM) satellite images and laboratory measurements of the electrical conductivity (EC) of soils. Three Landsat TM satellite images were acquired during 3 periods (September, October and November 2011). The best results showed a coefficient of determination (R^2) equal to 0.68, 0.79 and 0.65 for the salinity index (SI) in the three periods respectively. The results showed the spectral indices based on the visible bands are the most efficient and have great potential as an auxiliary variable in the estimation and mapping of the salinity of irrigated soils. Moreover, many spectral indices didn't give significant results.

Secondly, spatiotemporal monitoring of soil salinization in the Beni Amir irrigated perimeter was carried out using spectral indices from the TM and Operational Land Imager (OLI) sensor data. Soil salinity index (OLI-SI) is developed in this study for the EC estimate. The validation of the results of this index showed a satisfactory estimate of the EC with a R^2 varying from 0.55 to 0.77 and a mean square error (RMSE) of between 1.02 and 2.35 dS/m. The salinity maps produced using the proposed method show that the soil salinity of the Beni Amir decreased in intensity and gradually increased in spatial extent during the period 2000-2013.

In a final section, radar polarimetry was used and explored to assess the ability of the satellite polarimetric parameters to detect the spatial variation of the EC. The results obtained in this section indicate that some polarimetric parameters are sensitive to the observed soil salinity.

Keywords: Electrical conductivity, estimation model, Landsat, OLI, Radarsat-2, remote sensing, RADAR polarimetry, soil salinity, spectral indices, TM.

TABLE DES MATIÈRES

1	INTRODUCTION.....	1
1.1	MISE EN CONTEXTE DE L'ETUDE	1
1.2	PROBLEMATIQUE DE L'ETUDE	2
1.3	OBJECTIFS DE L'ETUDE	3
1.4	CONTENU DU RAPPORT.....	4
2	REVUE DE LITTERATURE.....	7
2.1	LA SALINITE DU SOL	7
2.1.1	<i>Origine de sels.....</i>	7
2.1.2	<i>Impacts de la salinité.....</i>	8
2.2	LA SALINISATION DES SOLS AU MAROC	9
2.3	LES METHODES DE SUIVI DE LA SALINITE DES SOLS	10
2.3.1	<i>Méthodes directes</i>	10
2.3.2	<i>Méthodes indirectes</i>	11
3	PRESENTATION DE LA ZONE D'ETUDE	14
3.1	CADRE GENERAL	14
3.2	CADRE TOPOGRAPHIQUE	16
3.3	SALINITE DES EAUX DANS LE PERIMETRE IRRIGUE DE BENI AMIR	17
3.4	SALINITE DES SOLS DANS LE PERIMETRE IRRIGUE DE BENI AMIR.....	19
4	EVALUATION DES INDICES SPECTRAUX POUR L'ESTIMATION DE LA SALINITE DES SOLS AGRICOLES IRRIGUES.....	22
4.1	INTRODUCTION	22
4.2	MATERIEL ET METHODES	23
4.2.1	<i>Données utilisées</i>	23
4.2.2	<i>Méthodologie</i>	24
4.2.3	<i>Prétraitement des données images</i>	25
4.2.4	<i>Évaluation des indices spectraux de la salinité des sols</i>	26
4.3	RESULTATS ET DISCUSSIONS.....	28
4.3.1	<i>Réflectance spectrale des sols salins</i>	28
4.3.2	<i>Évaluation des indices spectraux.....</i>	29
4.4	CONCLUSION.....	33
5	MODELISATION ET SUIVI SPATIOTEMPOREL DE LA SALINITE DES SOLS PAR LE DEVELOPPEMENT D'UN NOUVEL INDICE SPECTRAL DURANT LA PERIODE 2000-2013	36

5.1	INTRODUCTION	36
5.2	DONNEES UTILISEES	37
5.3	METHODOLOGIE	39
5.3.1	<i>Prétraitement des données satellitaires</i>	40
5.3.2	<i>Développement d'un nouvel indice de salinité des sols</i>	42
5.3.3	<i>Calibration et validation des modèles</i>	44
5.3.4	<i>Génération des cartes de salinité des sols et analyse des changements</i>	46
5.4	RESULTATS ET DISCUSSIONS.....	46
5.4.1	<i>Interprétation des données expérimentales</i>	46
5.4.2	<i>Validation des modèles développés</i>	47
5.4.3	<i>Cartographie de la dynamique de la salinité des sols</i>	50
5.5	CONCLUSION.....	55
6	APPORT DE LA TELEDETECTION RADAR DANS LA MODELISATION DE LA SALINITE DES SOLS	57
6.1	INTRODUCTION	57
6.2	MATERIELS ET METHODES.....	58
6.2.1	<i>Prélèvements des échantillons de sol</i>	58
6.2.2	<i>Analyses au laboratoire</i>	59
6.2.3	<i>Élaboration des cartes de la salinité par interpolation</i>	60
6.2.4	<i>Données radars satellitaires</i>	61
6.2.5	<i>Méthodologie</i>	62
6.2.6	<i>Prétraitement des données radar satellitaire</i>	62
6.2.7	<i>Traitements polarimétriques</i>	65
6.2.8	<i>Calibration des modèles d'estimation de la salinité</i>	68
6.2.9	<i>Validation des modèles développés</i>	69
6.3	RESULTATS ET DISCUSSION.....	70
6.3.1	<i>Résultats des analyses au laboratoire et des traitements géostatistiques</i>	70
6.3.2	<i>Résultats des traitements polarimétriques</i>	75
6.4	CONCLUSION.....	79
7	CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVE	81
7.1	CONCLUSIONS.....	81
7.2	PERSPECTIVES.....	82
	BIBLIOGRAPHIE.....	83
	LISTE DES RÉFÉRENCES	83
	ANNEXE A.....	91
	LES MODELES D'ESTIMATION DE LA CE ET LEUR VALIDATION	91

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU 3.1	RESSOURCES SUPERFICIELLES DANS LE PERIMETRE IRRIGUE DE TADLA.	18
TABLEAU 4.1	LISTE DES INDICES SPECTRAUX EVALUES.	27
TABLEAU 4.2	RESULTATS DE L'EVALUATION DES INDICES SPECTRAUX ETALONNES PAR PIXEL.	29
TABLEAU 4.3	RESULTATS DE L'EVALUATION DES INDICES SPECTRAUX ETALONNES PAR FENETRE DE 3X3 PIXELS.	30
TABLEAU 5.1	CARACTERISTIQUES PHYSIQUES DU CAPTEUR TM (SOURCE: U.S. GEOLOGICAL SURVEY DEPARTMENT OF THE INTERIOR/USGS).	37
TABLEAU 5.2	CARACTERISTIQUES PHYSIQUES DU CAPTEUR OLI (SOURCE: U.S. GEOLOGICAL SURVEY DEPARTMENT OF THE INTERIOR/USGS).	38
TABLEAU 5.3	PARAMETRES STATISTIQUES DES MESURES EXPERIMENTALES DE LA CE.	46
TABLEAU 6.1	CARACTERISTIQUES DES IMAGES RADARSAT-2 QUI ONT ETE ACQUISES DANS LE CADRE DU PROJET GRACE AU PROGRAMME SOAR-E DE L'ASC.	61
TABLEAU 6.2	LES 20 PARAMETRES POLARIMETRIQUES CHOISIS POUR L'ETUDE.	67
TABLEAU 6.3	PARAMETRES DE PERFORMANCE DES MODELES CALCULES (CALIBRATION PAR CLASSE).	77

LISTE DES FIGURES

FIGURE 1.1	COMPARAISON ENTRE LES METHODES TRADITIONNELLES (<i>IN SITU</i>) ET LES METHODES INDIRECTES SATELLITAIRES.....	3
FIGURE 3.1	À: LOCALISATION DU PERIMETRE IRRIGUE DU BENI AMIR EN FONCTION DES RESSOURCES EN EAU DE SURFACE, B: VUE D'ENSEMBLE DE LA ZONE D'ETUDE A L'ECHELLE NATIONALE.	15
FIGURE 3.2	REPARTITION ANNUELLE DE 2000 A 2013 DES PRECIPITATIONS ET DE LA TEMPERATURE DANS LA ZONE D'ETUDE.	16
FIGURE 3.3	MODELE NUMERIQUE DU TERRAIN DE LA ZONE D'ETUDE.	17
FIGURE 3.4	CARTE DE L'ETAT DE LA SALINITE DE LA NAPPE PHREATIQUE DU BENI AMIR (ORMVAT, 2004). ...	19
FIGURE 3.5	PHOTOGRAPHIES DE TERRAIN DES ECHANTILLONS DE SOL MONTRANT LES SIGNES DE SALINISATION DANS LA ZONE D'ETUDE.	20
FIGURE 4.1	LOCALISATION DES ZONES D'ECHANTILLONNAGE.	24
FIGURE 4.2	ORGANIGRAMME DE LA METHODOLOGIE	25
FIGURE 4.3	SIGNATURES SPECTRALES DES DIFFERENTES CLASSES DE SALINITE.	28
FIGURE 4.4	COMPARAISON PAR PIXEL DES DIFFERENTS INDICES EN TERMES DE R ²	30
FIGURE 4.5	COMPARAISON PAR FENETRE DE 3X3 PIXELS DES DIFFERENTES INDICES EN TERMES DE R ²	31
FIGURE 4.6	ASPECT VISUEL DES INDICES SPECTRAUX EVALUES	32
FIGURE 5.1	LOCALISATION DES ECHANTILLONS DE SOL NUMEROTES ET L'ELEVATION DU TERRAIN.	39
FIGURE 5.2	ORGANIGRAMME DE LA METHODOLOGIE UTILISEE POUR LE SUIVI SPATIOTEMPOREL DE LA SALINITE DES SOLS.	40
FIGURE 5.3	SIGNATURES SPECTRALES DES DIFFERENTES CLASSES DES SOLS DE LA ZONE D'ETUDE SELON LEUR SALINISATION.....	43
FIGURE 5.4	VARIATION INTERANNUELLE DE LA CEMES ENTRE 2000 ET 2013.....	47
FIGURE 5.5	COMPARAISON ENTRE L'INDICE OLI-SI ET SI.....	48
FIGURE 5.6	DIAGRAMMES DE DISPERSION ISSUS DE LA REGRESSION LINEAIRE ENTRE LA CEMES ET L'INDICE DE SALINITE OLI-SI.....	49
FIGURE 5.7	DIAGRAMMES DE DISPERSION DE LA CE _{EST} ET CE _{MES} ISSUS DE LA VALIDATION CROISEE LOOCV DES MODELES OLI-SI.	50
FIGURE 5.8	CARTES OBTENUES A L'AIDE DES MODELES OLI-SI.....	51
FIGURE 5.9	CARTE DE LA DIRECTION DE L'ECOULEMENT DANS LA ZONE D'ETUDE.....	52
FIGURE 5.10	ÉVOLUTION DE LA SUPERFICIE DES CLASSES DE SALINITE DES SOLS ENTRE 2000 ET 2013 SELON LES MODELES OLI-SI.	53

FIGURE 5.11	EFFECTS DE LA SALINITE DES SOLS SUR LES PARCELLES AGRICOLES DANS LA ZONE FORTEMENT AFFECTEE.A:CC-PIR 2000 (VEGETATION IS IN RED), B: CC-PIR 2003, C: CC-PIR 2011, D: CC-PIR 2013, E: ÉVOLUTION DE LA SUPERFICIE DE LA VEGETATION DANS LA ZONE FORTEMENT AFFECTEE ENTRE 2000 ET 2013, F: VUE D'ENSEMBLE DE LA ZONE FORTEMENT AFFECTEE EN SUPERPOSITION AVEC LE MODELE OLI-SI 2013.	54
FIGURE 6.1	CARTE DE LA SALINITE DANS LE PERIMETRE IRRIGUE DU TADLA (ORMVAT, 2004).....	59
FIGURE 6.2	PREPARATION DE LA PATE SATUREE.	60
FIGURE 6.3	ORGANIGRAMME DE LA METHODOLOGIE DE TRAVAIL.	62
FIGURE 6.4	ÉTABLISSEMENT DU MASQUE DE VEGETATION. À : IMAGE LANDSAT TM5 ACQUISE LE 14 OCTOBRE 2011 ; B : EXEMPLE DE MASQUES DE VEGETATION REALISES ; C : IMAGE RADARSAT-2 ACQUISE LE 19 OCTOBRE 2011 AVEC LA VEGETATION MASQUEE.	64
FIGURE 6.5	DECOMPOSITIONS INCOHERENTES.....	65
FIGURE 6.6	SUPERPOSITION DES PARAMETRES POLARIMETRIQUES AVEC LES DONNEES DE TERRAIN ET LES DEUX TECHNIQUES DE CALIBRATION DES MODELES D'ESTIMATION.....	68
FIGURE 6.7	VARIOGRAMME DE LA PREMIERE CAMPAGNE 27 SEPTEMBRE 2011.	71
FIGURE 6.8	CARTE DE LA SALINITE DE LA PLAINE DE TADLA DE LA PREMIERE CAMPAGNE 27 SEPTEMBRE 2011... ..	72
FIGURE 6.9	VARIOGRAMME DE LA DEUXIEME CAMPAGNE 24 OCTOBRE 2011.....	73
FIGURE 6.10	CARTE DE LA SALINITE DE LA PLAINE DE TADLA POUR LA DEUXIEME CAMPAGNE 24 OCTOBRE 2011.	73
FIGURE 6.11	VARIOGRAMME DE LA TROISIEME CAMPAGNE 18 NOVEMBRE 2011.	74
FIGURE 6.12	CARTE DE LA SALINITE DE LA PLAINE DE TADLA POUR LA TROISIEME CAMPAGNE 18 NOVEMBRE 2011.	74
FIGURE 6.13	DIAGRAMME RECAPITULANT LA PLUVIOMETRIE ENREGISTREE ET LA DATE D'ACQUISITION DES IMAGES ET DES CAMPAGNES DE TERRAIN.	75
FIGURE 6.14	CALIBRATION PAR CLASSE D'INTERPOLATION ET VALIDATION DU MODELE DEVELOPPE POUR L'IMAGE FQ9 DU 27/09/11.	76

NOTATIONS, SYMBOLES ET ABRÉVIATIONS

ρ	:	Réflectance au sol
AEP	:	Alimentation en Eau Potable
ALI	:	Advanced Land Imager
ASC	:	Agence Spatiale Canadienne
BI	:	Indice de Brillance
BIASr	:	biais relatif
CE	:	Conductivité Electrique
CE _{est}	:	Conductivité Electrique estimée
CE _{mes}	:	Conductivité Electrique mesurée
CN ou DN	:	Compte Numérique ou Digital number
dS/m	:	Déci Siemens/mètre
$E(\lambda)$:	Eclairement solaire
FQ	:	Fine Quad Pol
GPS	:	Global Positioning System
ISSS	:	Indices Spectraux de Salinité des Sols
$L(\lambda)$:	Luminance apparente
MIR	:	Moyen Infra-Rouge
MNT	:	Modèle Numérique du Terrain
NDSI	:	Normalized Difference Salinity Index
NDVI	:	Normalized Difference Vegetation index
NR	:	Nash-Sutcliffe
OLI	:	Operationnal Land Imager
ORMVAT	:	Office Régional de la Mise en Valeur Agricole de Tadla
PIR	:	Proche Infra-Rouge
R ²	:	Céofficient de détermination
RMSE	:	Erreur Quadratique Moyenne
RMSEr	:	Erreur quadratique moyenne relative
SI	:	Salinity Index
SIG	:	Système d'Information Géographique
SSSI-1	:	Soils and Salinity Sodcity Indice 1

SSSI-2	:	Soils and Salinity Sodicity Indice 2
TM	:	Thematic Mapper
USGS	:	Unated States Geological Survey
UTM	:	Universel Transverse Mercator
VCLOO	:	Validation croisée leave-one-out
θ	:	Angle d'incidence
λ	:	longueur d'onde de la bande spectrale

1. INTRODUCTION

1 INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte de l'étude

La salinisation est un facteur majeur de la dégradation des terres qui affecte la croissance et le développement agricole ([Hamzeh et al., 2013](#)). Elle réduit la superficie mondiale des terres agricoles irriguées de 1 à 2 % par année et devient de plus en plus intense dans les régions arides et semi-arides comme le Maroc ([FAO, 2002](#)). Par ailleurs, les terres irriguées sont rapidement et fortement vulnérables à la salinisation; approximativement 10.000 m² des terres fertiles sont perdus chaque minute et 30% de cette perte est due à la salinisation ([Metternicht and Zinck, 2009](#)).

Les zones les plus menacées sont celles à climat aride à semi-aride. D'après la [FAO \(2002\)](#), la salinisation des sols due à l'irrigation réduit la surface des terres irriguées de 1 à 2 % par an. Les terres semi-arides et arides sont les plus touchées (presque un quart d'entre elles). Afin d'assurer de meilleurs rendements, l'irrigation est une pratique en pleine extension : environ 8,1 millions d'hectares étaient irrigués en 1800, 41 millions en 1900, 105 millions en 1950 et plus de 222 millions d'hectares aujourd'hui. Cette pratique permet d'assurer 40 % de la production vivrière mondiale. Toutefois, elle n'est pas sans risques, en effet, 21 % des terres irriguées souffrent d'engorgement, de salinité et/ou d'alcalinisation qui réduisent leurs rendements. Le processus de salinisation est dû à la mauvaise combinaison d'une forte évaporation et d'un apport inadapté d'eau d'irrigation en relation avec son contenu en sels dissous. Plus l'aridité est forte, plus l'irrigation est incontournable à la culture et plus son usage est risqué ([Ruellanet et al., 2008](#)).

La dynamique spatiale et temporelle de la salinisation des sols, l'intensification de l'agriculture avec la multiplication des périmètres irrigués essentiellement en zones arides et semi-arides qui s'accompagne d'une surexploitation des eaux de surface et des eaux souterraines ainsi que les changements climatiques ont incité les spécialistes à développer des méthodes de suivi de la salinisation des sols. Ce suivi permet

d'adapter les pratiques agricoles afin de rentabiliser au mieux la ressource sol et la ressource eau (Zheng et al., 2009).

Dans ce travail, le périmètre irrigué de Tadla a été choisi comme zone d'étude en raison de son importance agricole au Maroc. De plus, l'utilisation accrue des ressources en eau salée souterraine et de surface, couplée à l'intensification agricole dans ce périmètre conduit à la salinisation des sols, et par conséquent, l'affaiblissement de la production agricole de la région (Bellouti et al., 2002; Lhissou et al., 2014).

1.2 Problématique de l'étude

La salinisation des sols est un phénomène très dynamique à la fois dans le temps et dans l'espace alors que les méthodes traditionnelles (travaux de terrain, analyses au laboratoire) de suivi de ce phénomène sont coûteuses, laborieuses et inadaptées à la vitesse de son évolution (Allbed et al., 2014; Barbouchi et al., 2015) (Figure 1.1). Ainsi, il est inévitable de développer des techniques efficaces pour la cartographie, le suivi et l'analyse de la tendance de la salinité des sols pour prendre des décisions propres et immédiates (Metternicht and Zinck, 2003). Par conséquent, la prévision et l'estimation de l'intensité, l'étendue et la répartition spatiale de la salinité des sols en utilisant des techniques rapides et fréquentes sont une solution fortement souhaitée pour maintenir une gestion durable des ressources en sols et en eaux d'irrigation et pour un contrôle optimal de ce phénomène de salinisation. La Figure 1.1 montre cette problématique des méthodes traditionnelles en comparaison avec les nouvelles technologies telles que la télédétection satellitaire. Dans ce sens, de nombreuses études ont décrit l'utilité de l'utilisation des techniques satellitaires, des images aéroportées et de la spectroradiométrie *in situ* pour la cartographie de la salinité des sols (Farifteh et al., 2006; Farifteh et al., 2007). Ces techniques prennent avantage du fait que la réflectance spectrale des sols est influencée par les teneurs en sels (Farifteh et al., 2007; Bannari et al., 2008; Abbas et al., 2013; Sidike et al., 2014). Par ailleurs, plusieurs auteurs ont démontré l'avantage de combiner les indices spectraux issus de différents capteurs avec les mesures géochimiques au laboratoire (Dehaan and Taylor, 2002; Khan et al.,

2005; Bouaziz et al., 2011; Abbas et al., 2013; Hamzeh et al., 2013; Allbed et al., 2014). Or, les études portant sur le suivi spatiotemporel de la salinisation en utilisant les Indices Spectraux de Salinité des Sols (ISSS) sont très rares (Yu et al., 2010; Matinfar et al., 2011; Wu et al., 2014; El Harti et al., 2016).

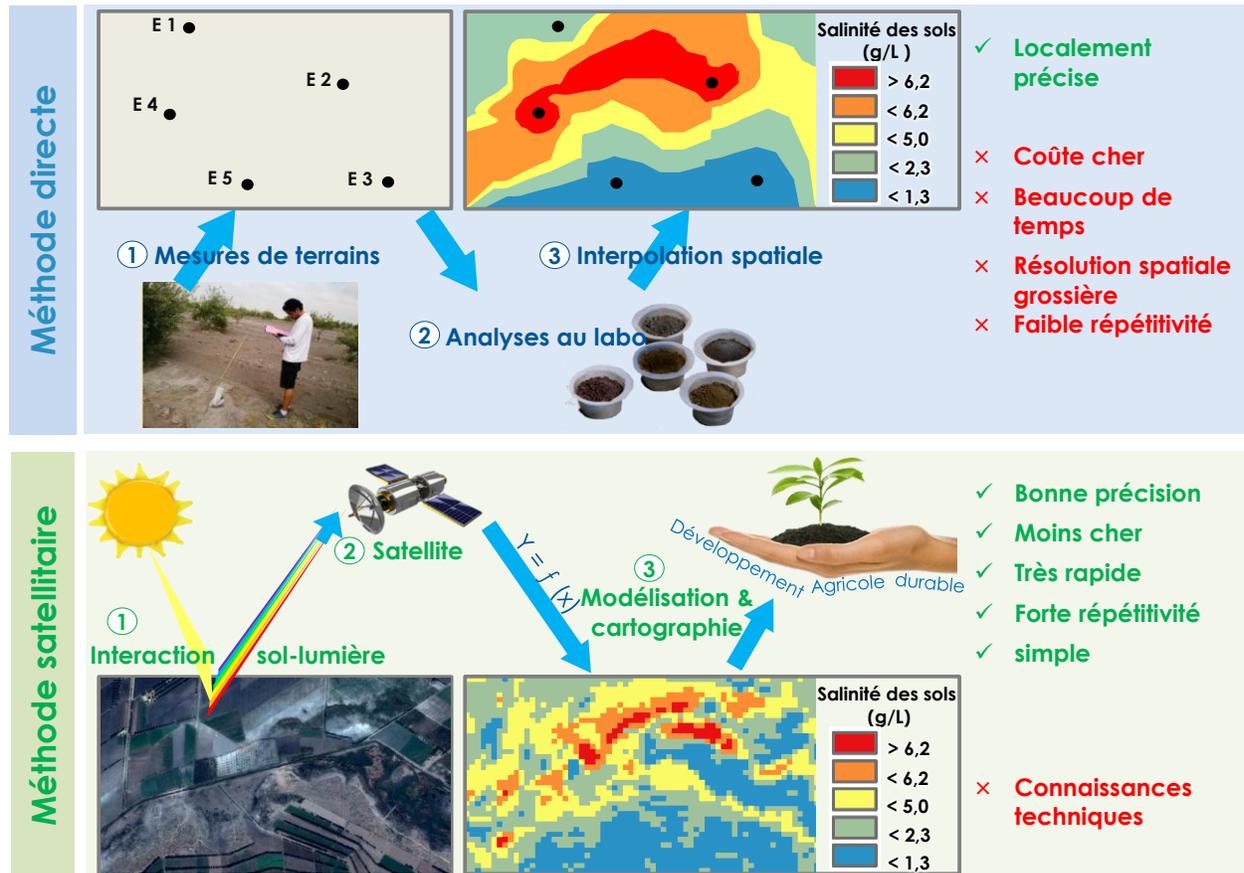


Figure 1.1 Comparaison entre les méthodes traditionnelles (*in situ*) et les méthodes indirectes satellitaires.

1.3 Objectifs de l'étude

Le but principal de cette de thèse est l'utilisation de la télédétection satellitaire Radar et optique pour le suivi spatiotemporel de la salinité des sols en développant des modèles simples, rapides et précis. Pour atteindre ce but, plusieurs points ont été abordés :

- ❖ L'évaluation du pouvoir de différents indices spectraux dérivés des images Landsat TM et OLI pour la modélisation et la cartographie de la salinité des sols dans le périmètre irrigué de Béni Amir ;
- ❖ La caractérisation spectrale des sols à différentes teneurs en sels afin de pouvoir développer un nouvel indice spectrales propre à notre zone d'étude ;
- ❖ L'utilisation du nouvel indice développé dans une approche de suivi spatiotemporel de la salinisation des sols dans le périmètre irrigué de Béni Amir ;
- ❖ L'utilisation de la régression multiple pour aboutir aux meilleures variables explicatives et estimateurs de la salinité des sols ;
- ❖ L'utilisation des données polarimétriques de RADARSAT-2 pour la caractérisation de la salinité des sols dans le périmètre irrigué de Béni Amir.

1.4 Contenu du rapport

Ce document s'articule autour de 5 parties principales :

Après la présentation du contexte et des objectifs de la présente étude comme une première partie du document. Une synthèse bibliographique sur le phénomène de la salinité des sols en termes de causes et impacts ainsi que les méthodes utilisées pour le suivi de ce phénomène est abordée en deuxième partie. Après, la zone d'étude choisie pour l'application de la méthodologie de recherche sera présentée en troisième partie.

Ensuite, les parties 4 à 6 présenteront respectivement trois axes de recherche en expliquant séparément pour chaque axe, sa méthodologie et l'ensemble des données mises à disposition pour la mener, les résultats et discussions.

Dans un premier axe (partie 4), nous étudierons le potentiel des indices spectraux de salinité cités dans la littérature pour la modélisation et la caractérisation de la salinité des sols agricoles de Tadla. L'état des propriétés spectrales des sols à différentes teneurs en sels, ainsi que les concepts clés du développement d'un nouvel indice spectral seront abordés. À la suite à ce premier axe, on présentera dans le 2^{ème} axe

(partie 5) un nouvel indice spectral et son intégration dans la modélisation spatiotemporelle de la salinité des sols. Dans cette partie, la dynamique spatiotemporelle du phénomène sera discutée en fonction des facteurs anthropiques, topographiques et climatiques.

Enfin, la partie 6 présentera le 3^{ème} axe portant sur l'étude du potentiel des images RADARSAT-2 pour la modélisation de la salinité des sols. Il traitera le calcul des paramètres polarimétriques ainsi que leur intégration comme des variables explicatives dans la régression multiple pas-à-pas.

2. REVUE DE LITTERATURE

2 REVUE DE LITTÉRATURE

Cette partie est dédiée à la synthèse bibliographique d'un certain nombre des travaux de recherche sur la cartographie de la salinité du sol. On définit tout d'abord la salinité du sol, ses causes et ses conséquences et ensuite les méthodes de cartographie classique et celles moyennant la télédétection optique et radar.

2.1 La salinité du sol

La salinisation des sols se manifeste par l'accumulation de sels solubles soit à la surface ou à différentes profondeurs du sol (Hchicha, 2007). Les sels dominants dans le sol se transforment en chlorure et sulfate de sodium, calcium, magnésium. En fonction de leur concentration et du bioclimat, surtout le bilan hydrique, ils peuvent être sous forme de cristaux, d'inflorescences salines, ou de concentrations tels que les croutes et les encroutements. Selon la nature de sel accumulé, le sol présente différentes apparences. En effet, les sels sodiques donnent un aspect poudreux avec une croute de battance en période sèche (Al awaji et al., 1991; Metternicht et Zinck, 2002; Chikhaoui et al., 2010). En plus de l'aspect externe, plusieurs propriétés du sol sont affectées par les sels telles que la CE, la structure et les caractéristiques fertilisantes. De ce fait, la salinisation des sols est l'une des principales causes de la baisse de la productivité agricole dans de nombreuses régions arides et semi-arides du monde (Qadir et al., 2000).

2.1.1 Origine de sels

La salinisation des sols présente deux origines, une naturelle et affecte 80 % des terres salinisées, dites salinisation primaire. La seconde est d'origine anthropique, due essentiellement à l'irrigation et appelée salinisation secondaire (IPTRID-FAO, 2006).

- **La salinisation primaire** : implique une accumulation de sels par des processus naturels, à savoir l'altération des roches salifères, l'intrusion d'eau salée ou de la submersion des terres basses ainsi que les inondations périodiques (Mermoud, 2006;

[SOCO, 2009](#)). En effet, les formations géologiques riches en sels, comme celles du Trias et du Mio-Pliocène, libèrent, après leur altération, des minéraux solubles qui vont être transportés par les eaux souterraines ou superficielles. Ces eaux entraînent une large diffusion de la salinité dans l'espace. Elles engendrent le plus souvent une forte concentration des sels et même la formation d'une croûte saline lorsqu'elles s'accumulent dans des zones basses ([Arbol et al., 1988](#)). En outre, la salinisation des sols dans les régions littorales est souvent liée à une invasion marine périodique. Dans ce cas, la zone salée littorale est colmatée par des apports sédimentaires ([Servant, 1975](#)). Par ailleurs, dans un climat aride et sec, les sels en profondeur sont entraînés avec les eaux ascendantes par la remontée capillaire et s'accumulent en surface.

- **La salinisation secondaire** : induite essentiellement par l'action anthropique comme des pratiques d'irrigation inappropriées ; une utilisation des eaux d'irrigation de qualité médiocre avec un lessivage naturel insuffisant ([Pérez-Sirvent et al., 2003](#); [Herrero et Pérez-Coveta, 2005](#); [IPTRID-FAO, 2006](#)). La salinisation secondaire des terres agricoles est particulièrement répandue dans les milieux arides et semi-arides où la production agricole nécessite une irrigation. Une proportion de 20% de toutes les terres irriguées est stalinisée, certaines estimations donnent une proportion de 50% ([Pitman et Läuchli, 2004](#)). Cette salinisation est due à la combinaison d'une forte évaporation et d'un apport inadapté d'eau d'irrigation en relation avec son contenu en sels dissous. Plus l'aridité est forte, plus l'irrigation est incontournable à la culture et plus son usage est risqué ([Ruellan et al., 2008](#)).

2.1.2 Impacts de la salinité

La salinisation des sols a des conséquences graves à différentes échelles, agricoles, environnementales et socio-économiques. Ce phénomène constitue une menace réelle pour la sécurité alimentaire mondiale. En effet, la salinisation affecte déjà 400 millions d'hectares et menace gravement une surface équivalente ([Legros, 2009](#)). En effet, elle affecte la production agricole, les ressources en eau, ainsi que la biodiversité ([Metternicht et Zinck, 2002](#)).

La majorité des propriétés bio-physico-chimiques du sol se dégradent progressivement une fois le sol est affecté par la salinisation. Par conséquent, plusieurs incidents directs se manifestent à savoir une chute de sa rentabilité, de la biodiversité en plus de l'accélération de son érosion hydrique et éolienne. Les conséquences indirectes touchent essentiellement les retenues d'eau telles que les barrages qui subissent un envasement rapide.

La dégradation des sols par la salinisation touche les zones arides, semi-arides et à moindre degré les zones subhumides accélérant ainsi le phénomène de la désertification (SOCO, 2009). Parmi les zones les plus menacées par la salinisation des sols, figure la rive sud de la méditerranée, notamment, le Maroc et la Tunisie.

2.2 La salinisation des sols au Maroc

Le phénomène de la salinisation des sols dans les régions arides à semi-arides est de plus en plus amplifié et accentué par des facteurs anthropiques et par des facteurs naturels sous les changements climatiques. Sous un climat aride à semi-aride, l'utilisation de l'irrigation est inévitable pour la plupart des cultures. Les eaux souterraines sont donc de plus en plus utilisées (FAO, 2010; Gouaidia et al 2012).

Le Maroc est un pays essentiellement aride. En effet, plus de 93 % de la superficie se trouve dans des conditions bioclimatiques semi-arides, arides et désertiques (Badraoui, 2003b). Selon les statistiques en 2001, la salinisation des sols est de 5% de la superficie du Maroc (Antipolis, 2003). La salinisation des sols se manifeste comme l'un des principaux facteurs limitant le développement de l'agriculture. Environ 2,23 millions d'hectares de terres sont sujets à une salinisation croissante. La salinisation des sols prend des dimensions alarmantes en réduisant les terres cultivables et menaçant l'équilibre alimentaire (Karim et al., 2004).

La majorité de la salinisation des sols au Maroc est due aux mauvaises pratiques d'irrigations avec une intensification de l'agriculture accompagnée d'une sur exploitation des ressources en eaux souterraines induisant ainsi une forte salinisation.

Plusieurs périmètres irrigués tels que le périmètre irrigué de Tadla sont connus par une remontée excessive de la nappe phréatique due, en plus des facteurs naturels, à des problèmes techniques (percolation d'eau d'irrigation, drainage insuffisant...) ([Debbbarh et Hammani, 1991](#)).

2.3 Les méthodes de suivi de la salinité des sols

Le choix de la méthode de suivi de la salinité des sols dépend de l'objectif fixé, tel que l'objectif de la mesure, le nombre des échantillons, le temps et les moyens dont on dispose pour effectuer le travail vont nous permettre de choisir la méthode de cartographie la plus adaptée. On distingue deux méthodes ; directes et indirectes décrites ci-après.

2.3.1 Méthodes directes

Elles se basent essentiellement sur les mesures *in situ* de la salinité des sols. Les techniques dites directes sont l'inspection visuelle et la mesure de la concentration des sels.

2.3.1.1 L'inspection visuelle

L'inspection visuelle se base sur les observations de terrain ([Spies et Woodgate, 2004](#)). Mais cette méthode n'est pas précise, elle ne peut pas servir surtout dans le cas du suivi de la salinisation.

2.3.1.2 La mesure de la salinité des sols

La concentration en sel peut être déterminée ou estimée par la mesure de la CE du sol, qui est l'aptitude d'un matériau à laisser les charges électriques se déplacer librement, autrement dit à permettre le passage du courant électrique. Et c'est la méthode la plus conventionnelle ([Job et al., 1997](#)).

La démarche de détermination de la CE directe d'un sol est complexe. Plusieurs techniques furent développées, notamment la pâte saturée aussi la technique des extraits aqueux 1:5, 1:2, 1:1 ([Sonmez et al., 2008](#)) en se basant essentiellement sur des mesures donnant la valeur de la conductivité électrique à l'aide d'un conductiviomètre.

Afin de quantifier et suivre l'évolution de la salinité du sol au fil du temps. Les méthodes directes prennent du temps et de main-d'œuvre. La variation saisonnière de la salinité des sols, ainsi que sa variation latérale et verticale, complique le processus du suivi. C'est pour cette raison qu'il y'a eu recours aux méthodes indirectes.

2.3.2 Méthodes indirectes

Plusieurs techniques indirectes ont été appliquées à la cartographie de la salinisation des sols. Elles comprennent les photographies aériennes, numérisation multispectrale et hyperspectrale et la mesure de rayonnement gamma.

2.3.2.1 Imagerie aérienne

La photo-interprétation aérienne est la plus ancienne technique de télédétection pour la cartographie à grande échelle. Elle est traduite par l'acquisition systématique des images à partir de caméras de précision aéroportées par avions. La salinité liée à la cartographie implique généralement la détection de sel visible sur la surface. L'interprétation de photographies aériennes peut fournir une indication de la salinité de surface soit par les types de végétations spécifiques ou les tendances qui peuvent indiquer la présence de sel ([Bonnet, 2004](#); [Gauthier, 2010](#)).

2.3.2.2 Télédétection multispectrale ou hyperspectrale

La télédétection aéroportée ou satellitaire permet la mesure de la réflexion de la lumière solaire dans le proche infrarouge (0.4 à 2.5 microns) et le rayonnement émis par la terre dans l'infrarouge thermique (8 à 12 microns). Cette technique peut couvrir de grandes surfaces à haute résolution. La réflectance des sols est influencée par leurs teneurs en sels, ce qui permet la caractérisation de ce phénomène en utilisant les données multispectrales et hyperspectrales. De plus, il est possible d'analyser les types de végétation et en particulier les végétations qui sont affectées par la présence de la salinité des sols. En outre, dans des conditions idéales, il est également possible de déduire la minéralogie du sol. Cependant, la connaissance de la région et des mesures empiriques sont importantes pour l'interprétation et la modélisation de certaines propriétés par télédétection. ([Farifteh, 2007](#); [Weng et al., 2008](#)).

2.3.2.3 La spectrométrie gamma

La spectrométrie gamma est basée sur la mesure d'origine naturelle des rayons gamma émanant de matières à la surface de la Terre. La spectrométrie gamma est largement utilisée pour la cartographie des sols et peut être mesurée soit par avion ou, plus rarement, des véhicules sur le terrain. Étant donné que la salinité de surface est souvent corrélée au type de sol et les caractéristiques du paysage, la radiométrie est parfois utilisée comme un outil pour cartographier indirectement la salinité de surface (Fakhi et al., 2002; Spies et Woodgate, 2004).

3. PRESENTATION DE LA ZONE D'ETUDE

3 PRÉSENTATION DE LA ZONE D'ÉTUDE

3.1 Cadre général

Cette étude est effectuée dans le périmètre irrigué de Béni Amir de la plaine de Tadla au centre du Maroc ([Figure 3.1](#)). Ce périmètre a été choisi en raison de son importance agricole. De plus, dans ce périmètre, l'utilisation accrue des eaux souterraines et de surface salines, couplée à l'intensification agricole conduit à la détérioration de la qualité des sols en particulier par la salinisation et par conséquent, l'affaiblissement de la production agricole de la région.

Dans le périmètre irrigué de Béni Amir, la salinisation des sols est causée par l'irrigation, les mauvaises pratiques agricoles et les effets climatiques ([Lhissou et al., 2014](#); [Barbouchi et al., 2015](#)).

Géologiquement, les sols de la zone d'étude sont formés par limons et des marno-calcaires du Quaternaire ([El Antaki and El Boustany, 1991](#)). Les sols du périmètre irrigué de Béni Amir sont principalement de type isohumique, qui sont propices à l'agriculture en raison de leur profondeur et de leur texture équilibrée ([Missante, 1963](#)). L'irrigation des terres agricoles dans la zone d'étude est assurée par les eaux d'Oued Oum Er Rabia. Ce dernier est alimenté par des sources salines qui traversent les formations triasiques salines du Haut Atlas. En plus des eaux de surface, les eaux souterraines salines sont également utilisées pour l'irrigation.

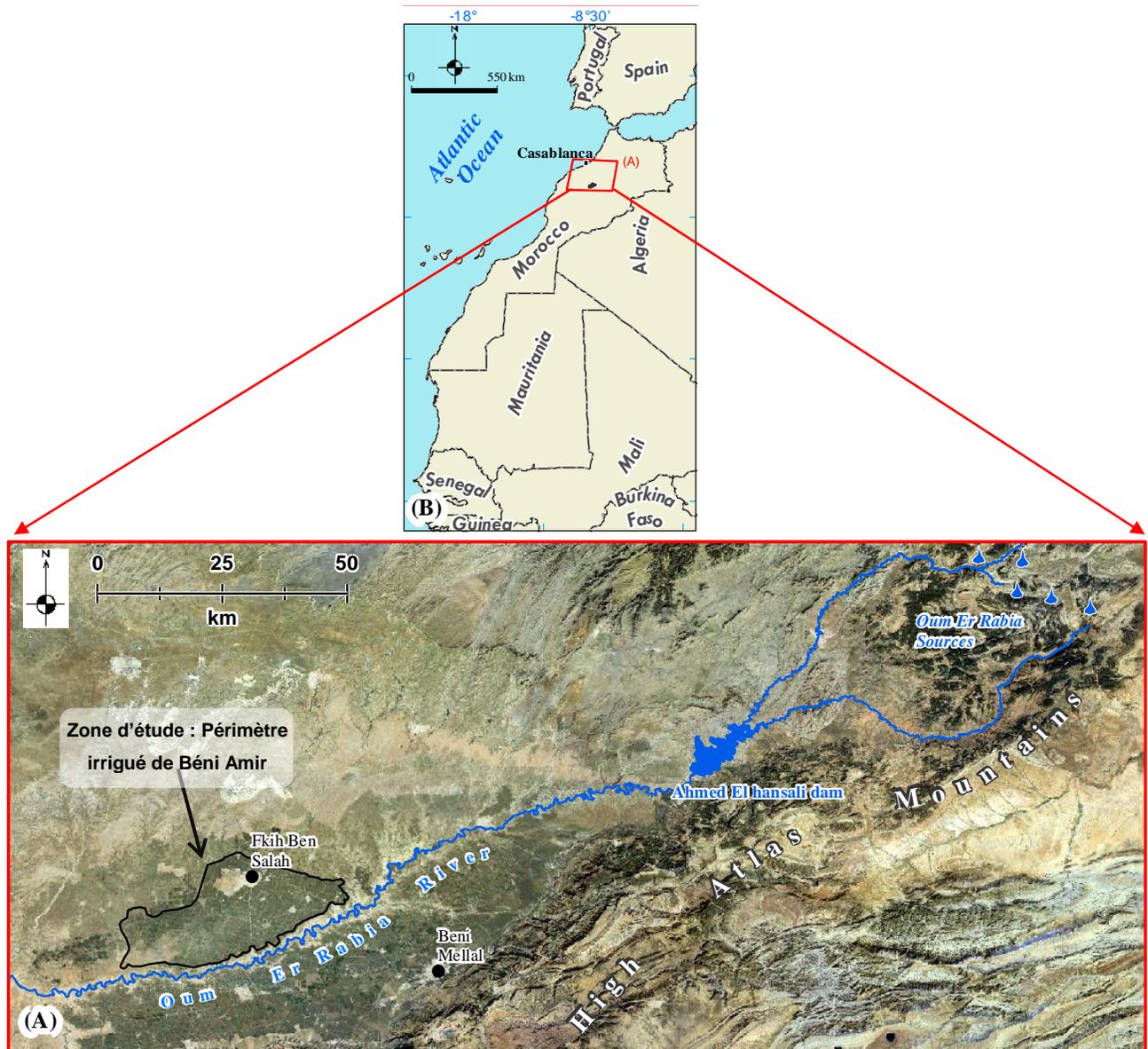


Figure 3.1 À: Localisation du périmètre irrigué du Béni Amir en fonction des ressources en eau de surface, B: Vue d'ensemble de la zone d'étude à l'échelle nationale.

Le climat de la région est de type méditerranéen, aride à semi-aride à caractère continental avec une saison sèche d'avril à octobre et une saison pluvieuse de novembre à mars. Le cumul pluviométrique annuel est de l'ordre de 149 à 397 mm. Les températures connaissent des variations saisonnières avec un maximum en août de 46°C, un minimum en janvier de -6°C et une moyenne annuelle de 20°C (El Harti et al., 2016). L'évaporation moyenne annuelle est de l'ordre de 1800 mm soit près de 6 fois la

moyenne annuelle des précipitations. Durant la période 2000-2013, une diminution des précipitations s'est observée durant les années 2000, 2001, 2002, 2005, 2007 et 2008 alors que les années 2004, 2006 et 2009 sont relativement pluvieuses (Figure 3.2).

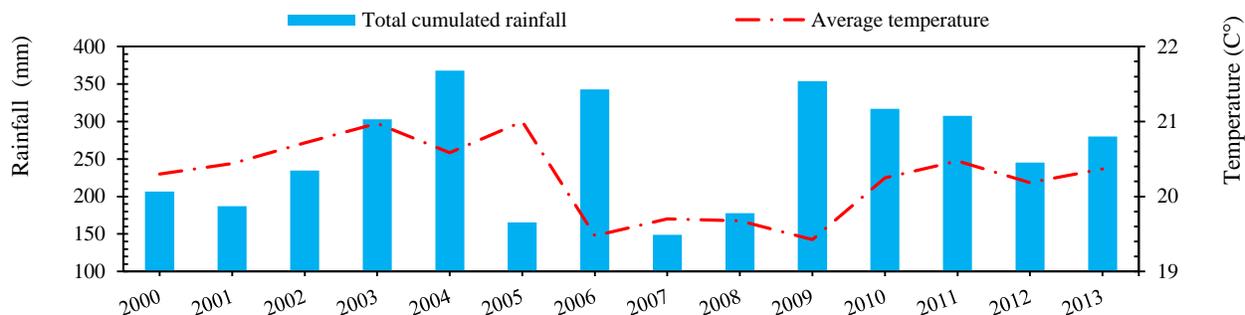


Figure 3.2 Répartition annuelle de 2000 à 2013 des précipitations et de la température dans la zone d'étude.

3.2 Cadre topographique

La topographie de ce périmètre est presque plaine. La variation des altitudes montre un gradient décroissant en allant de l'amont hydraulique (nord-est) vers l'aval hydraulique du périmètre (sud-ouest). La Figure 3.3 montre le Modèle Numérique du Terrain (MNT) de la zone d'étude où les altitudes sont comprises entre 480m au nord-est et de 350m au sud-ouest, la pente généralement est douce et faible.

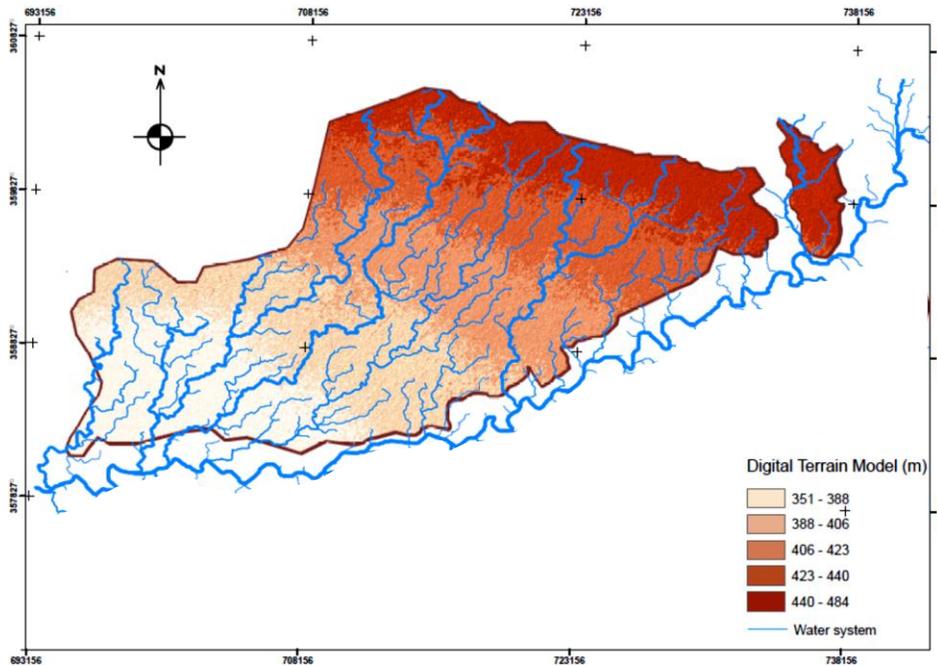


Figure 3.3 Modèle numérique du terrain de la zone d'étude.

3.3 Salinité des eaux dans le périmètre irrigué de Béni Amir

Le pompage dans la nappe s'est développé après la période de sécheresse des années 1980. À côté de 17 stations de pompage mis en place par l'Office Régional de la Mise en Valeur Agricole de Tadla (ORMVAT), les agriculteurs ont recouru à des pompes dans la nappe pour faire face aux fréquentes pénuries d'eau. Le nombre de puits ou forages est estimé à plus de 10000 ([Debbarh et Badraoui, 2003](#)). Ceci contribue à un abaissement du niveau de la nappe pendant les périodes de sécheresse tandis que ce niveau tend à remonter pendant les périodes de meilleure pluviométrie. La nappe apparaît ainsi comme un moyen de pallier l'irrégularité et l'insuffisance des apports d'eau de surface par le réseau hydraulique.

De plus, l'utilisation accrue des eaux de la nappe s'accompagne aussi d'une aggravation des risques de dégradation des sols et des eaux souterraines en l'absence de véritable exutoire naturel favorisant un bon drainage. Les phénomènes de salinisation et sodisation des sols se manifestent principalement dans le périmètre de Béni Amir et la partie avale du périmètre de Beni Moussa en raison de la mauvaise

qualité des eaux souterraines. Ces ressources sont réparties entre 4 aquifères superposés, séparés par des niveaux imperméables ou semi-perméables : Nappe phréatique circulant dans des formations Plio-Quaternaires, nappe des calcaires de l'Éocène, nappe des calcaires turoniens et la nappe des Sénoniens.

En ce qui concerne les ressources superficielles présentées dans le [Tableau 3.1](#), le principal cours d'eau dans la région du Tadla est l'oued Oum Er Rbia. Son débit moyen est 38.6 m³/s avec un maximum de 1700 m³/s et un minimum de 10 m³/s. Les eaux de l'oued Oum Er Rbia sont relativement salées, avec un résidu sec de 1 700 mg/l. Après la mise en service du barrage Ahmed El Hansali en 2006, les eaux d'Oum Er Rbia commencèrent à s'adoucir et deviennent moins salées. Par contre, l'oued El Abid véhicule des eaux de bonne qualité chimique avec un résidu sec de 300 mg/l ([HCP, 2012](#)).

Barrage	Oued	Date de mise en service	usage	Capacité (Millions m ³)
Achahid Ahmed EL Hansali	Oum Er Rbia	2006	Énergie+Irrigation	740
Bin El Ouidane	El abid	1954	Énergie+Irrigation	1243
Hassan 1 ^{er}	Lakhdar	1986	Énergie+Irrigation+AEP*	244
My Youssef	Tassaout	1969	Énergie+Irrigation	151

*Alimentation en Eau Potable

Tableau 3.1 Ressources superficielles dans le périmètre irrigué de Tadla.

Les remontées du niveau de la nappe au-delà d'un certain niveau, soit 2 m de profondeur par rapport à la surface du sol, engendrent de nombreux problèmes d'ordre environnemental, agricole et sanitaire. Notamment, le périmètre de Tadla est confronté à l'accumulation de sels dans les sols et dans les eaux souterraines ([Figure 3.4](#)). La figure suivante illustre l'état de la salinité de la nappe de Béni Amir :

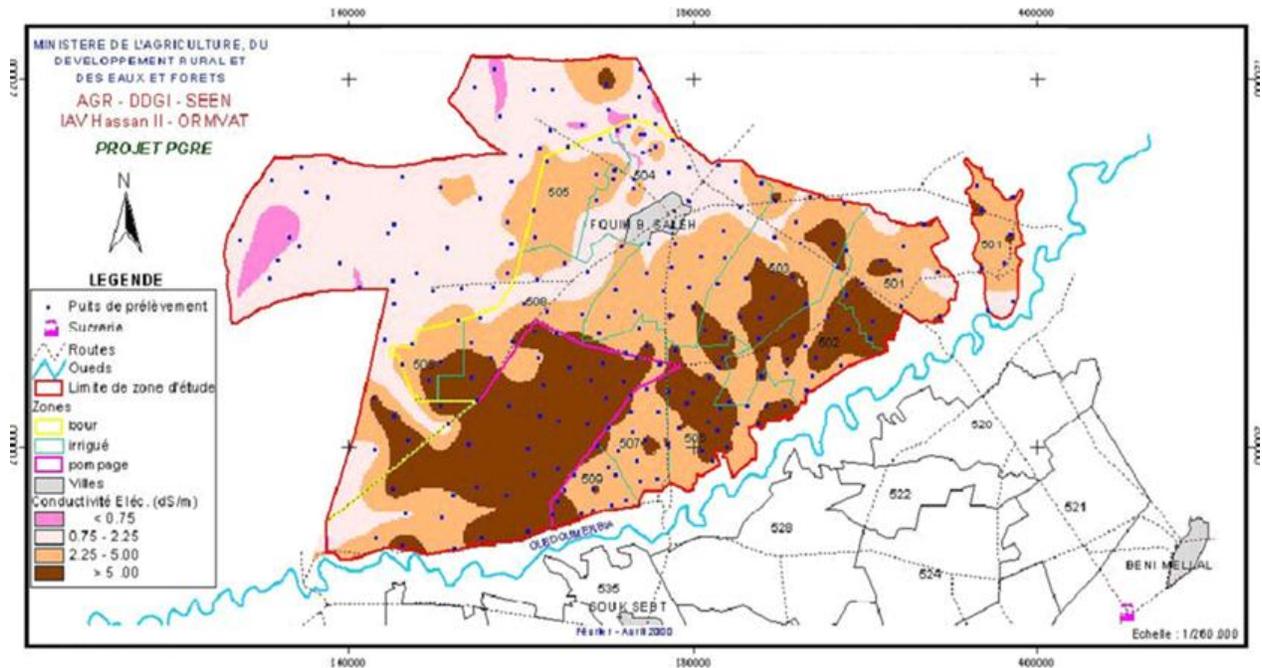


Figure 3.4 Carte de l'état de la salinité de la nappe phréatique du Béni Amir (ORMVAT, 2004).

3.4 Salinité des sols dans le périmètre irrigué de Béni Amir

Selon le laboratoire d'analyse des sols, de l'eau et des plantes de l'ORMVAT, l'analyse du bilan ionique de l'extrait de la pâte saturée d'échantillons des sols de la zone d'étude a montré une dominance de sodium, du chlorure, du bicarbonate et de calcium. En outre, la haute sodicité dans la zone d'étude (le total de sodium échangeable varie entre 3,50 et 13,50%) résulte d'une utilisation excessive des eaux souterraines contenant du sodium.

La CE électrique des sols ne dépasse pas 20 dS/m, ce qui montre que la zone d'étude ne connaît pas une sévère salinisation. La Figure 3.5 présente des photographies de terrain des différentes classes de salinité du sol dans le périmètre irrigué du Tadla. La salinité peut se matérialiser par des couches très minces dans des endroits restreints et clairsemés dans les zones les plus touchées par la salinisation comme illustrée dans la photo supérieure de la Figure 3.5.

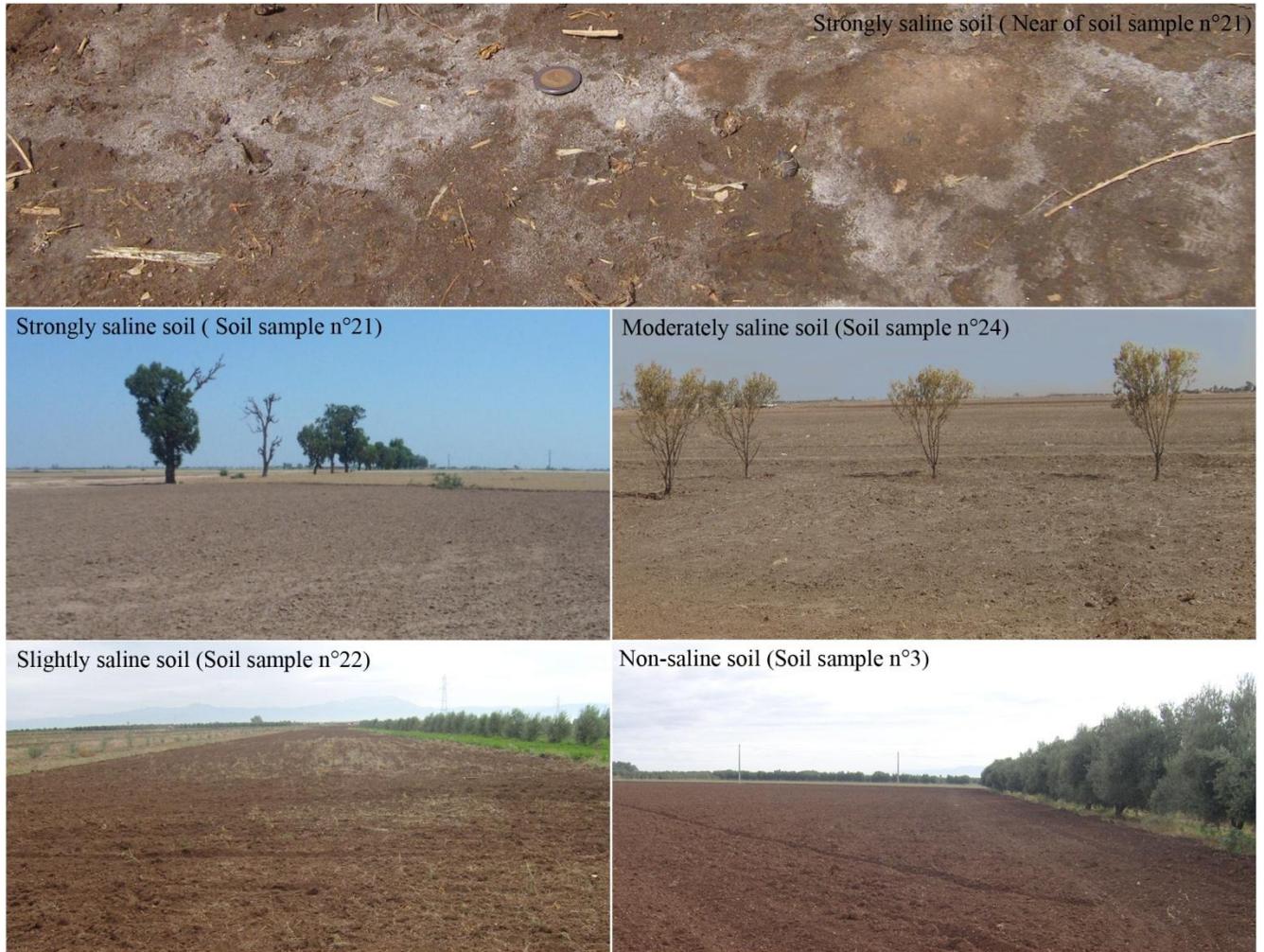


Figure 3.5 Photographies de terrain des échantillons de sol montrant les signes de salinisation dans la zone d'étude.

4. ÉVALUATION DES INDICES SPECTRAUX POUR L'ESTIMATION DE LA SALINITÉ DES SOLS AGRICILES IRRIGUÉS

4 ÉVALUATION DES INDICES SPECTRAUX POUR L'ESTIMATION DE LA SALINITÉ DES SOLS AGRICOLES IRRIGUÉS

4.1 Introduction

La salinité du sol est un phénomène à variation spatiotemporelle (Allbed et al., 2014). Par conséquent, sa prévision et sa cartographie en utilisant des techniques rapides et fréquentes permettront de maintenir une gestion durable des ressources en sols et en eaux d'irrigation et d'assurer un contrôle optimal de ce phénomène de salinisation. Plusieurs études ont décrit l'utilité de la télédétection pour la cartographie de la salinité des sols grâce sa couverture synoptiques et à l'influence de la teneur en sels sur les réflectances spectrales des sols (Farifteh et al., 2006; Farifteh et al., 2007). En effet, les techniques de télédétection ont créé un énorme potentiel en raison de leur façon rapide, pratique et rentable (Allbed et al, 2014;.. Farifteh et al., 2006; Abbas et al, 2011;. Bouaziz et al, 2011).

Parmi ces techniques, les indices spectraux de la salinité des sols (SSSI) ont été utilisés dans plusieurs études. En Syrie, Al-Khair (2003) a démontré l'utilité de l'indice de la salinité ASTER-SI en utilisant les données du capteur ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) dans la cartographie de la salinité des terres agricoles irriguées. Abbas et al. (2011) et Khan et al. (2001) ont testé plusieurs indices à savoir l'indice de brillance (BI), l'indice NDSI (Normalized Difference Salinity Index) et l'indice de salinité (SI). Dans le projet IDNP (2003), trois indices de salinité ont été proposés; SI-1, SI-2 et SI-3. Bannari et al. (2008) ont proposé deux indices: SSSI-1 et SSSI-2 (Soils and Salinity Sodcity Indices) sur la base des bandes spectrales du moyen infrarouge du capteur ALI (Advanced Land Imager). Douaoui et al. (2006) ont proposé trois indices de salinité pour la caractérisation de la salinité du sol dans le climat semi-aride.

L'ensemble de ces travaux a révélé l'existence d'une corrélation entre les indices spectraux et la conductivité électrique des sols. Cependant, un défi majeur des indices spectraux de la salinité du sol est de détecter les différents niveaux de salinité des sols dans différentes régions bioclimatiques (Fraser et Joseph, 1998).

Par conséquent, l'hypothèse principale sur laquelle est basée cette partie de notre étude est la faiblesse des indices spectraux de la salinité des sols par leurs limites à la caractérisation des différents degrés de salinisation des sols et dans diverses zones particulièrement les zones irriguées ayant une grande importance dans le développement économique.

Le but de la présente partie est l'évaluation du pouvoir de différents SSSI dérivés des images Landsat TM pour la modélisation et la cartographie de la salinité des sols dans le périmètre irrigué de Béni Amir.

4.2 Matériel et Méthodes

4.2.1 Données utilisées

Les images Landsat TM ont été prises pendant trois mois (septembre, octobre et novembre 2011) en même temps que trois campagnes de mesures sur le terrain. Ces données d'images comprennent six bandes spectrales: Bleu, Vert, Rouge, Proche Infra-Rouge (PIR), Moyen Infra-Rouge (MIR) 1 et MIR 2. Au cours des campagnes de terrain, 86 échantillons de sol au total ont été recueillis en utilisant un GPS avec une précision de ± 5 m, et en assurant une bonne répartition dans la zone d'étude couvrant les différentes classes de salinité (Figure 4.1). Par la suite, leur CE a été mesurée au laboratoire en utilisant la méthode de l'extrait de la pâte saturée.

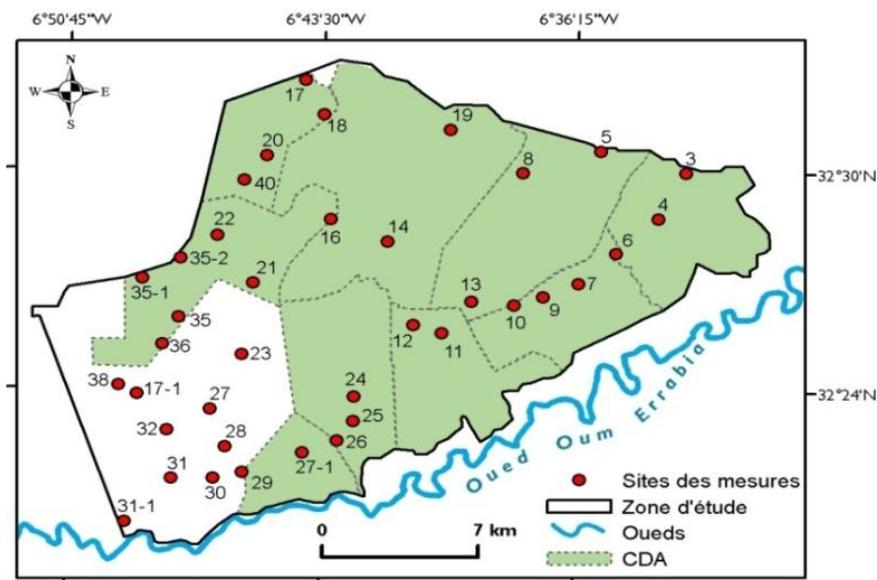


Figure 4.1 Localisation des zones d'échantillonnage.

4.2.2 Méthodologie

La méthodologie adoptée dans cette étude est illustrée dans la [Figure 4.2](#). Tout d'abord, les corrections radiométriques et atmosphériques des erreurs dues au capteur et les effets atmosphériques sont faites. Deuxièmement, les indices spectraux de la salinité des sols ([Tableau 4.1](#)) et l'indice de végétation normalisé (NDVI) ont été calculés. Enfin, tous les indices spectraux ont été validés par les mesures de la CE des sols. Les NDVIs sont utilisés pour masquer la végétation, également, nous avons masqué les zones bâties dans le site d'étude par digitalisation.

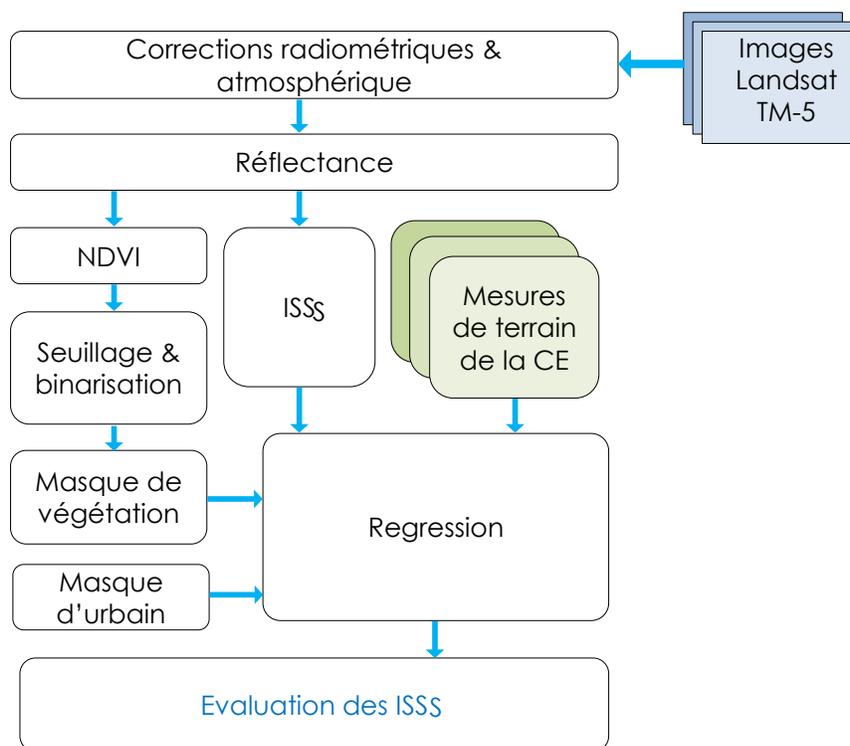


Figure 4.2 Organigramme de la méthodologie

4.2.3 Prétraitement des données images

Pour éliminer les erreurs dues au capteur, une correction radiométrique des images brutes est faite en transformant leurs comptes numériques $CN(\lambda)$ en Luminance apparente $L(\lambda)$ selon l'Équation. (1) (Chen et al., 2005; Chander et al., 2009) :

$$L(\lambda) = Gain(\lambda) \times DN(\lambda) + Offset(\lambda) \quad (1)$$

Où :

λ = longueur d'onde de la bande spectrale [μm]

$L(\lambda)$ = Luminance apparente [$\text{W}/\text{m}^2 \mu\text{m sr}$]

$DN(\lambda)$ = compte numérique pour chaque pixel de l'image [sans unité]

$Gain(\lambda)$ = Facteur de gain spécifique au capteur [$(\text{W}/(\text{m}^2 \text{sr } \mu\text{m}))/\text{DN}$]

$Offset(\lambda)$ = Facteur de biais spécifique au capteur [$\text{W}/(\text{m}^2 \text{sr } \mu\text{m})$]

En ce qui concerne les effets atmosphériques dus à l'absorption provoquée par les gaz (vapeur d'eau, le dioxyde de carbone et l'ozone) et la diffusion produite par les aérosols (Richards, 1993; Burgess et al., 1995), nous avons utilisé le modèle de correction atmosphérique FLAASH pour obtenir la réflectance de surface. Ce modèle utilise un algorithme de conversion à cinq dimensions (Staez et al., 2002); sont la longueur d'onde, la position du pixel, la teneur en vapeur d'eau de l'atmosphère, l'élévation du terrain et de la profondeur optique de l'atmosphère. FLAASH est basée sur une équation standard (Eq.2) pour transformer la luminance apparente au niveau du capteur $L(\lambda)$ en réflectance au sol comme suit.

$$L(\lambda) = \frac{A\rho}{1-\rho_e S} + \frac{B\rho_e}{1-\rho_e S} + L_a(\lambda) \quad (2)$$

où: ρ : Réflectance au sol. ρ_e : Réflectance au sol moyenne pour le pixel et un groupe de pixels voisinant. S : Albédo sphérique de l'atmosphère. $L_a(\lambda)$: Radiance rétrodiffusée par l'atmosphère. A et B : Des coefficients qui dépendent des conditions atmosphériques et géométriques.

4.2.4 Évaluation des indices spectraux de la salinité des sols

La corrélation est effectuée par la fonction de régression dans MATLAB. Tout d'abord, l'extraction des valeurs des indices spectraux selon les données de CE du terrain s'est faite ponctuellement (par pixel) et par fenêtre de 3x3 pixels. Puis, nous avons procédé par la régression multiple linéaire entre les valeurs extraites des indices spectraux et les valeurs de CE. Ensuite, la régression a été évaluée à l'aide de deux paramètres de performance qui reflètent la capacité des indices spectraux (variables indépendantes) à estimer la CE des sols (variable dépendante). Les deux paramètres sont l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le coefficient de détermination (R^2), calculés en utilisant les équations (3) et (4) respectivement. Une valeur de R^2 proche de 1 indique une forte corrélation et une bonne correspondance entre les valeurs mesurées et estimées de la CE par l'équation de régression en question. Quant au RMSE, sa valeur est égale à l'erreur moyenne d'estimation.

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (\chi_i - \bar{\chi})(\gamma_i - \bar{\gamma})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\chi_i - \bar{\chi})^2 + \sum_{i=1}^n (\gamma_i - \bar{\gamma})^2}} \right)^2 \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\chi_i - \gamma_i)^2}{n}} \quad (4)$$

où: χ_i et γ_i sont les valeurs mesurées et estimées respectivement, $\bar{\chi}$ et $\bar{\gamma}$ représente les moyennes des valeurs respectivement mesurées et prédites, n est le nombre d'échantillons.

Le [Tableau 4.1](#) montre les 11 indices spectraux calculés et évalués afin d'identifier ceux qui permettent d'augmenter la précision de détection de la salinité des sols irrigués.

Tableau 4.1 Liste des indices spectraux évalués.

Indices spectraux	Équations ^a	Références
BI	$\sqrt{R^2 + PIR^2}$	Khan et al.,2001
NDSI	$(R - PIR) / (R + PIR)$	Khan et al.,2001
SI	$\sqrt{B * R}$	Khan et al.,2001
ASTER-SI	$(MIR1 - MIR2) / (MIR1 + MIR2)$	Al-khaier, 2003
SI-1	$(MIR1) / (MIR2)$	IDNP, 2003
SI-2	$(V - R) / (V + R)$	IDNP, 2003
SSSI-1	$(MIR1 - MIR2)$	Bannari et al,2008
SSSI-2	$(MIR1 * MIR2 - MIR2 * MIR2) / MIR1$	Bannari et al,2008
SI-1(2)	$\sqrt{V * R}$	Douaoui et al, 2006
SI-2(2)	$\sqrt{V^2 + R^2 + PIR^2}$	Douaoui et al, 2006
SI-3(2)	$\sqrt{V^2 + R^2}$	Douaoui et al, 2006

^a B = Bande spectrale du bleu, V = Bande spectral du vert, R= Bande spectrale du rouge, PIR = Bande spectrale du Proche Infr-Rouge et MIR = Bande spectrale du Moyen Infr-Rouge.

4.3 Résultats et discussions

4.3.1 Réflectance spectrale des sols salins

Les indices spectraux sont basés sur la signature spectrale des sols qui est influencée par leurs teneurs en sels, d'où, leur capacité de discrimination entre les sols salins et non salins (Sidike et al, 2014). La Figure 4.3 montre les signatures spectrales extraites en utilisant les échantillons de terrain, et montre que les allures des signatures spectrales des différentes classes de salinité des sols sont presque semblables avec des petites différences. Ces dernières sont plus importantes dans les longueurs d'ondes du visible et du Proche Infra-Rouge. En général, les sols salins sont caractérisés par une forte réflectance par rapport aux sols légèrement salins et non salins principalement dans le domaine du visible et du Proche Infra-Rouge. La réflectance spectrale augmente proportionnellement avec la longueur d'onde jusqu'aux premières longueurs d'onde du Moyen Infra-Rouge où les signatures spectrales des sols affectés par la salinisation commencent à se rapprocher et se confondre.

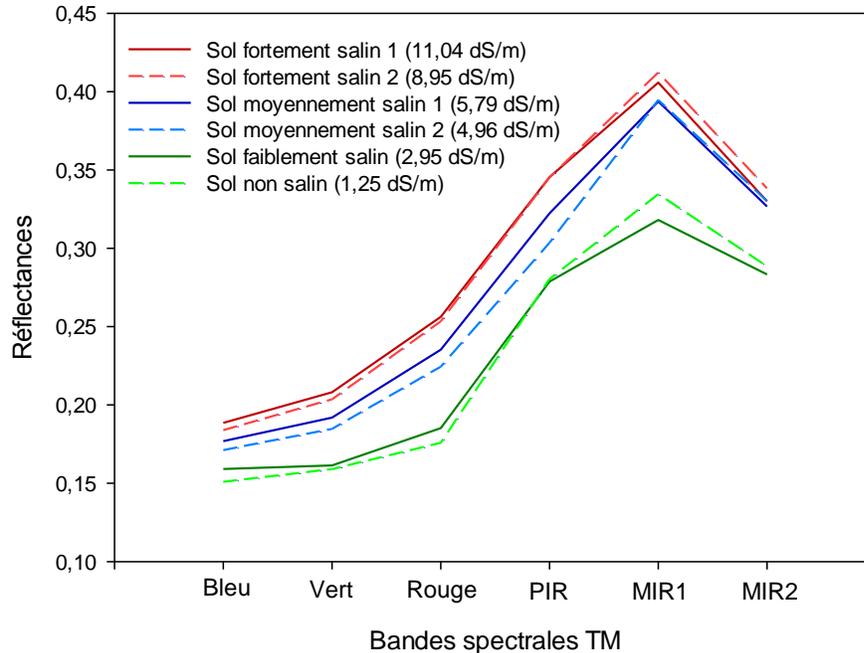


Figure 4.3 Signatures spectrales des différentes classes de salinité.

4.3.2 Évaluation des indices spectraux

Les différents indices calculés ont été évalués. Tout d'abord, les données ont été étalonnées par pixel. Ensuite, l'étalonnage a été effectué en utilisant une fenêtre de taille 3x3 pixels. [Tableau 4.2](#) et

[Tableau 4.3](#) montrent le résultat de l'évaluation. L'indice qui a donné la meilleure corrélation est l'indice SI avec un R^2 de 0,68, 0,79 et 0,65 et RMSE de 0,24, 0,40 et 0,22 pour les 3 images septembre, octobre et novembre, respectivement, en utilisant une approche d'étalonnage par fenêtre 3x3.

Les indices spectraux basés sur les bandes spectrales du visible sont plus sensibles aux changements de la CE à l'encontre de ceux fondés sur le Proche Infra-Rouge et le Moyen Infra-Rouge à l'exception de l'indice SSSI-1 qui est basé uniquement sur les deux bandes du Moyen Infra-Rouge et qui a montré une corrélation moyenne avec la CE ([Figure 4.4 et 4.5](#)). Ces résultats montrent la performance des bandes spectrales du visible et Proche Infra-Rouge dans la détection des caractéristiques des sols salins dans la zone étudiée. Cela corrobore avec les résultats des signatures spectrales traités dans la section précédente (4.3.1).

Tableau 4.2 Résultats de l'évaluation des indices spectraux étalonnés par pixel.

	Septembre		Octobre		Novembre	
	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE
SI	0.66	0.27	0.65	0.46	0.46	0.56
SI-1(2)	0.55	0.26	0.58	0.51	0.34	0.41
SI-3(2)	0.58	0.22	0.65	0.50	0.43	0.73
SSSI-1	0.48	0.45	0.47	0.76	0.38	0.64
SI-2(2)	0.46	0.72	0.59	0.46	0.37	0.76
BI	0.12	1.03	0.58	0.88	0.28	0.07
SSSI-2	0.37	0.47	0.56	0.67	0.34	0.8
ASTER-SI	0.20	0.97	0.11	1.52	0.17	1.01
SI-1	0.14	1.12	0.09	2.53	0.16	0.92
SI-2	0.33	0.83	0.16	1.36	0.06	0.87
NDSI	0.15	0.99	0.55	2.07	0.29	0.85

Tableau 4.3 Résultats de l'évaluation des indices spectraux étalonnés par fenêtre de 3x3 pixels.

	Septembre		Octobre		Novembre	
	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE
SI	0,68	0,24	0,79	0,40	0,65	0,22
SI-1(2)	0,56	0,29	0,72	0,53	0,67	0,27
SI-3(2)	0,53	0,92	0,70	0,59	0,59	0,26
SSSI-1	0,50	0,54	0,71	0,70	0,55	0,36
SI-2(2)	0,49	0,98	0,70	0,55	0,58	0,23
BI	0,48	0,93	0,59	0,86	0,47	0,62
SSSI-2	0,39	0,69	0,62	0,95	0,56	0,71
ASTER-SI	0,07	1,45	0,10	1,88	0,11	0,67
SI-1	0,06	1,99	0,11	1,68	0,09	0,77
SI-2	0,05	1,17	0,19	1,43	0,16	0,83
NDSI	0,02	1,79	0,10	1,95	0,09	0,81

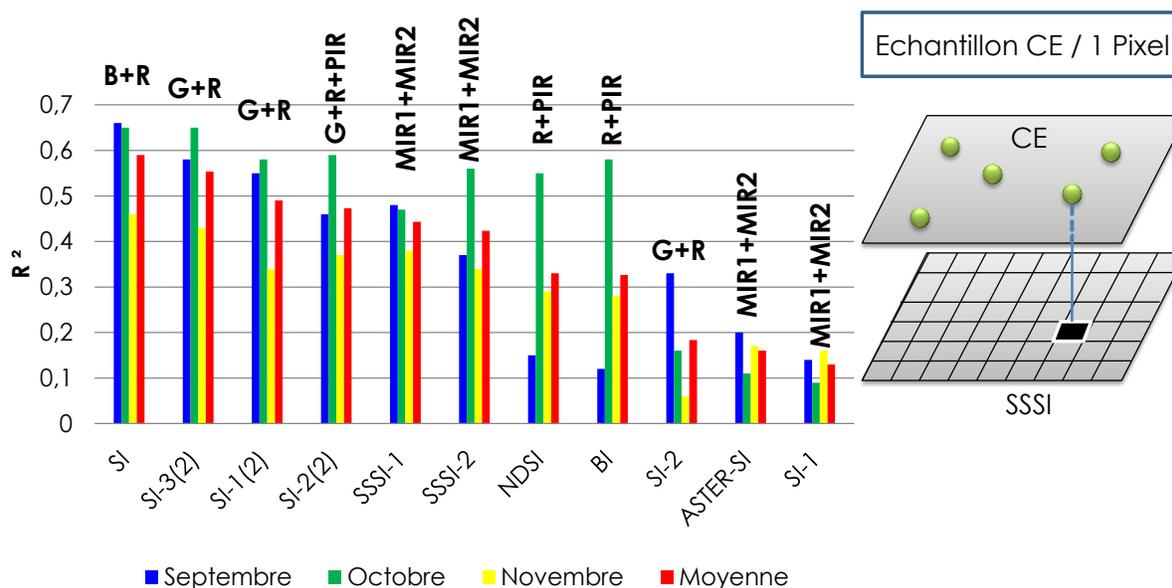


Figure 4.4 Comparaison par pixel des différents indices en termes de R².

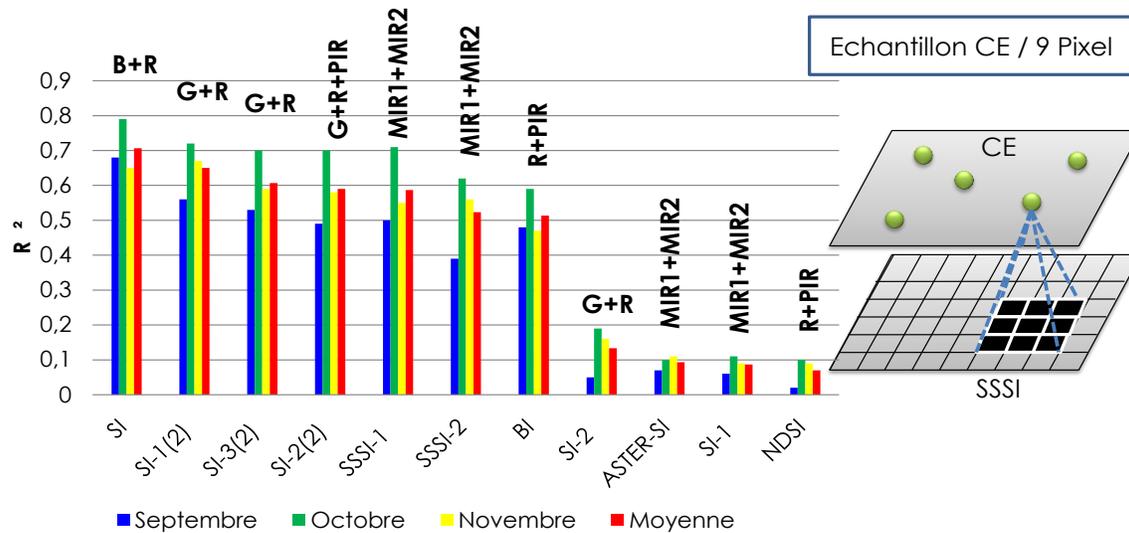


Figure 4.5 Comparaison par fenêtre de 3x3 pixels des différents indices en termes de R².

L'approche d'étalonnage par fenêtre de taille 3x3 pixels fournit une corrélation meilleure que celle par pixel. Cela peut être expliqué par la grande variabilité de la salinité par unité de distance et de la grande taille du pixel des images Landsat (30 mètres).

L'analyse de la corrélation entre la CE mesurée et les indices spectraux dérivés a montré que le R² des meilleurs modèles était de 0,68, 0,79 et 0,65 pour l'indice SI pour trois fois indiquant qu'il était significativement corrélé. Ceci montre que cet indice pourra être un bon indicateur dans l'estimation et la cartographie de la salinité du sol. Seulement SI-1 (2) surpasse SI dans la troisième campagne avec le R² de 0,67, ce qui peut être due à la diminution de la salinisation des sols dans cette période indiquant que l'indice SI-1 (2) pourra être plus puissant que SI pour l'estimation des faibles degrés de salinité des sols.

Dans l'ensemble, les indices spectraux SI, SI-1 (2), SI-3 (2) et SSSI-1 testés sur trois images et trois différents groupes de mesures de la CE ont montré leur grand potentiel dans la caractérisation de la salinité des sols, et peuvent être utilisés comme des variables auxiliaires dans l'estimation de la salinité des sols. Alors que beaucoup d'indices spectraux particulièrement ceux basés sur les bandes du Moyen Infra-Rouge n'ont pas donné des résultats significatifs, parfois ils aboutissent à des images trop noires ou trop blanches comme le montre la figure [Figure 4.6](#) ci-après.

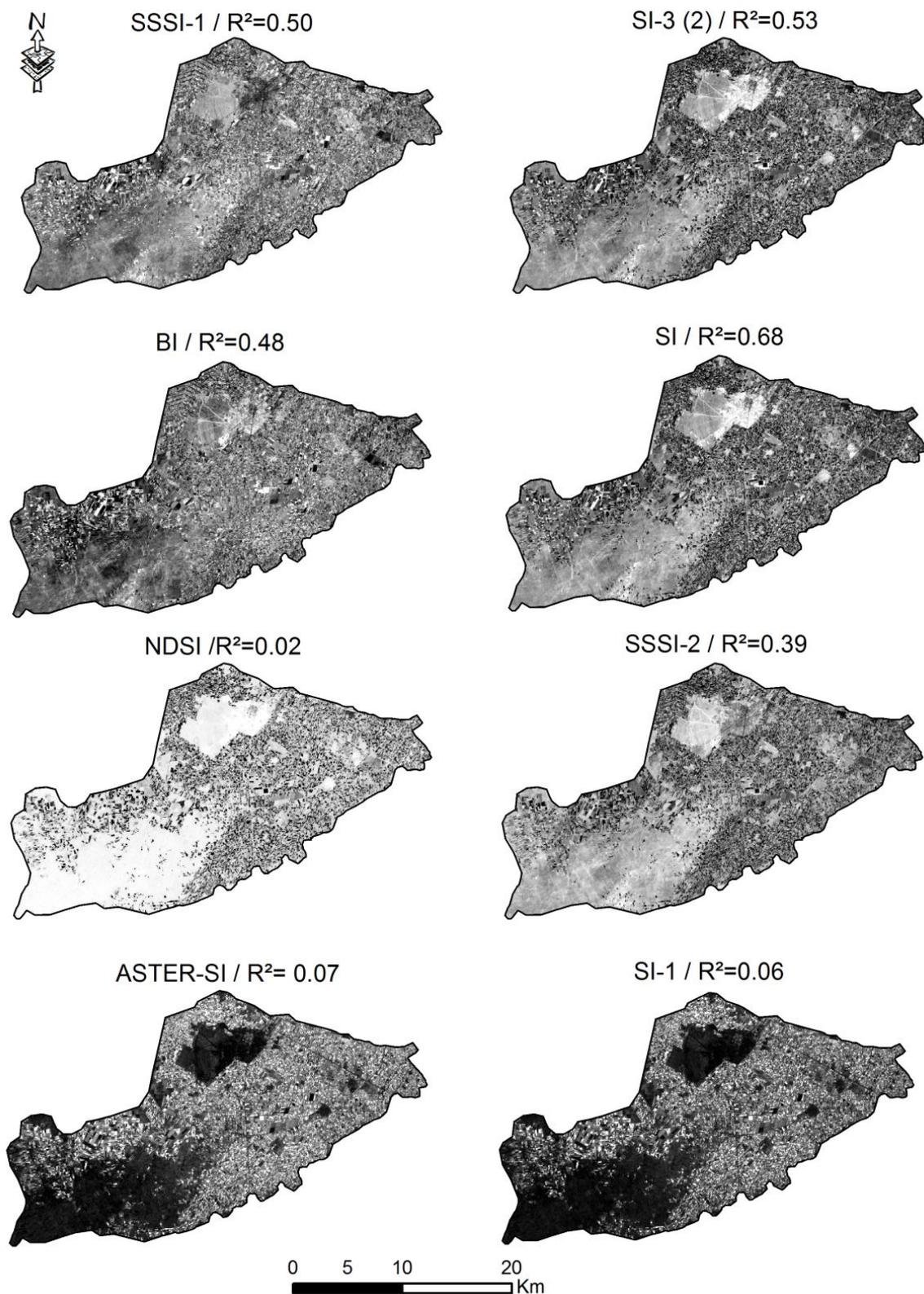


Figure 4.6 Aspect visuel des indices spectraux évalués

Cette étude a démontré que l'indice spectral SI est le plus efficace dans l'estimation de la conductivité électrique dans les sols irrigués en présentant le plus grand coefficient de détermination R^2 .

Finalement, les indices spectraux peuvent être utilisés pour la modélisation de la salinité des sols à différentes concentrations en sels et dans des zones d'étude de différents contextes. Cependant, il y a encore la nécessité de trouver le meilleur étalonnage entre eux et la réalité terrain pour chaque paysage spécifié en fonction des zones étudiées.

4.4 Conclusion

Le travail présenté dans cette partie démontre que l'utilisation des indices spectraux de salinité des sols comme des variables indépendantes dans un modèle d'estimation de la salinité des sols offre un outil performant rapide et moins coûteux pour la cartographie et le suivi spatiotemporel de la salinité des sols dans les terres irriguées. La synergie entre les indices spectraux et les mesures de CE est une technique puissante pour établir une des cartes de la salinité des sols des grands territoires et avec une résolution spatiale très fine pouvant atteindre le niveau de la parcelle, la chose qui n'était pas possible en utilisant les méthodes traditionnelles de suivi des sols salins.

L'évaluation de l'efficacité des indices spectraux de salinité a montré que les bandes spectrales du visibles sont plus sensibles à la salinité des sols, ce qui a été prouvé par la performance des indices basés sur les bandes de ce domaine du spectre, particulièrement, l'indice SI ayant plus forte corrélation avec la CE dans notre zone d'étude. Dans le même sens, l'analyse des signatures spectrales des différentes classes de sols confirme l'utilité des bandes spectrales du visible et du Proche Infra-Rouge dans la discrimination des sols salins et des sols non salins à l'encontre des bandes spectrales du Moyen Infra-Rouges MIR1 et MIR2.

Comme démontré par le présent chapitre, les indices spectraux peuvent fonctionner de façon efficace dans le suivi spatiotemporel de la salinité des sols. Ainsi, le chapitre suivant portera, d'une part, sur le développement d'un nouvel indice spectral plus performant que ceux évalués dans cette partie. D'autre part, l'utilisation de l'indice SI et du nouvel indice à développer dans le suivi spatiotemporel de la salinité des sols sera abordée.

**5. MODÉLISATION ET SUIVI
SPATIOTEMPOREL DE LA SALINITÉ
DES SOLS PAR LE DÉVELOPPEMENT
D'UN NOUVEL INDICE SPECTRAL
DURANT LA PÉRIODE 2000-2013**

5 MODÉLISATION ET SUIVI SPATIOTEMPOREL DE LA SALINITÉ DES SOLS PAR LE DÉVELOPPEMENT D'UN NOUVEL INDICE SPECTRAL DURANT LA PÉRIODE 2000-2013

5.1 Introduction

La salinisation des sols est un phénomène très dynamique à la fois dans le temps et dans l'espace alors que les méthodes traditionnelles (travaux de terrain, analyses au laboratoire) de suivi de ce phénomène sont coûteuses, laborieuses et inadaptées à la vitesse de son évolution (Allbed et al., 2014; Barbouchi et al., 2015). Ainsi, il est inévitable de développer des techniques efficaces pour la cartographie, le suivi et l'analyse de la tendance de la salinité des sols pour prendre des décisions propres et immédiates (Metternicht and Zinck, 2003).

Dans ce sens, de nombreuses études ont décrit l'utilité de l'utilisation des techniques satellitaires, des images aéroportées et de la spectroradiométrie *in situ* pour la cartographie de la salinité des sols. Ces techniques prennent avantage du fait que la réflectance spectrale des sols est influencée par les teneurs en sels (Farifteh et al., 2007; Bannari et al., 2008; Abbas et al., 2013; Sidike et al., 2014). Par ailleurs, plusieurs auteurs ont démontré l'avantage de combiner les indices spectraux issus de différents capteurs avec les mesures géochimiques au laboratoire (Dehaan and Taylor, 2002; Khan et al., 2005; Bouaziz et al., 2011; Abbas et al., 2013; Hamzeh et al., 2013; Allbed et al., 2014). Or, les études portant sur le suivi spatiotemporel de la salinisation en utilisant les Indices Spectraux de Salinité des Sols (ISSS) sont très rares.

Dans cette partie, une approche basée sur les ISSS est développée pour le suivi spatiotemporel de la salinisation des sols dans le périmètre irrigué de Tadla. Pour atteindre cet objectif, des images Landsat et des mesures de laboratoire de CE pendant la période 2000-2013 sont utilisées.

Le principe de la méthodologie consiste en la modélisation de la salinité des sols à l'aide des ISSS dérivés à partir des données images. Ensuite, les modèles développés sont utilisés pour la cartographie des surfaces à différentes teneurs en sels.

5.2 Données utilisées

Les données images utilisées dans cette étude sont six images du Satellite LANDSAT, provenant des capteurs TM et OLI (Operational Land Imager) avec une résolution spatiale de 30 mètres. Les images ont été acquises dans des conditions atmosphériques claires et non nuageuses pendant la saison chaude où la salinisation des sols est intense dans la plaine de Tadla (07 septembre 2000, 24 septembre 2003, 15 juin 2007, 24 septembre 2009, 30 septembre 2011 et 18 aout 2013). Les caractéristiques physiques de TM et OLI sont décrites dans les tableaux suivants :

Tableau 5.1 Caractéristiques physiques du capteur TM (Source: U.S. Geological Survey Department of the Interior/USGS).

Bande spectrale	Longueurs d'onde	Résolution	Utilisations
1- Bleu	0,45-0,52 μm	30 m	Différenciation sol/végétaux, zones côtières
2- Vert	0,52-0,60 μm	30 m	Végétation
3- Rouge	0,63-0,69 μm	30 m	Différenciation des espèces végétales
4- Proche Infrarouge	0,76-0,90 μm	30 m	Biomasse
5- Infrarouge moyen 1	1,55-1,75 μm	30 m	Différenciation neige/nuage
6- Thermique	10,4-12,5 μm	120 m	Thermique
7- Infrarouge moyen 2	2,08-2,35 μm	30 m	Lithologie

Tableau 5.2 Caractéristiques physiques du capteur OLI (Source: U.S. Geological Survey Department of the Interior/USGS).

Bande spectrale	Longueurs d'onde	Résolution	Utilisations
1- Aérosol	0,433-0,453 μm	30 m	Estimation des aérosols atmosphériques, zones côtières
2- Bleu	0,450-0,515 μm	30 m	Différenciation sol / végétaux
3- Vert	0,525-0,600 μm	30 m	Végétation
4- Rouge	0,630-0,680 μm	30 m	Différenciation des espèces végétales
5- Proche Infrarouge	0,845-0,885 μm	30 m	Biomasse
6- Infrarouge moyen 1	1,560-1,660 μm	30 m	Différenciation neige/nuage
7- Infrarouge moyen 2	2,100-2,300 μm	30 m	Lithologie
8- Panchromatique	0,500-0,680 μm	15 m	Urbanisme
9- Cirrus	1,360-1,390 μm	30 m	Détection des nuages

Les données images ont été exploitées en synergie avec les mesures au laboratoire de la CE des sols échantillonnés sur notre site d'étude au niveau du profil 0-20 cm. Les échantillons de sol provenant de 27 endroits spatialement bien répartis dans le périmètre irrigué de Tadla ont été prélevés simultanément à l'acquisition des données images (Figure 5.1). La CE a été mesurée en utilisant la méthode de l'extrait de la pâte saturée (Rhoades, 1990).

Cette méthode consiste en le broyage et le tamisage de 200 grammes de sol. L'échantillon du sol est malaxé et spatulé tout en ajoutant de l'eau distillée jusqu'à avoir une pâte saturée équilibrée. La pâte est reposée et conservée pendant 24 heures afin d'obtenir un équilibre (tous les ions sont dissous et mobiles dans la solution). Ensuite, la solution de la pâte est extraite en utilisant une centrifugation, et la CE est mesurée en utilisant un conductivimètre.

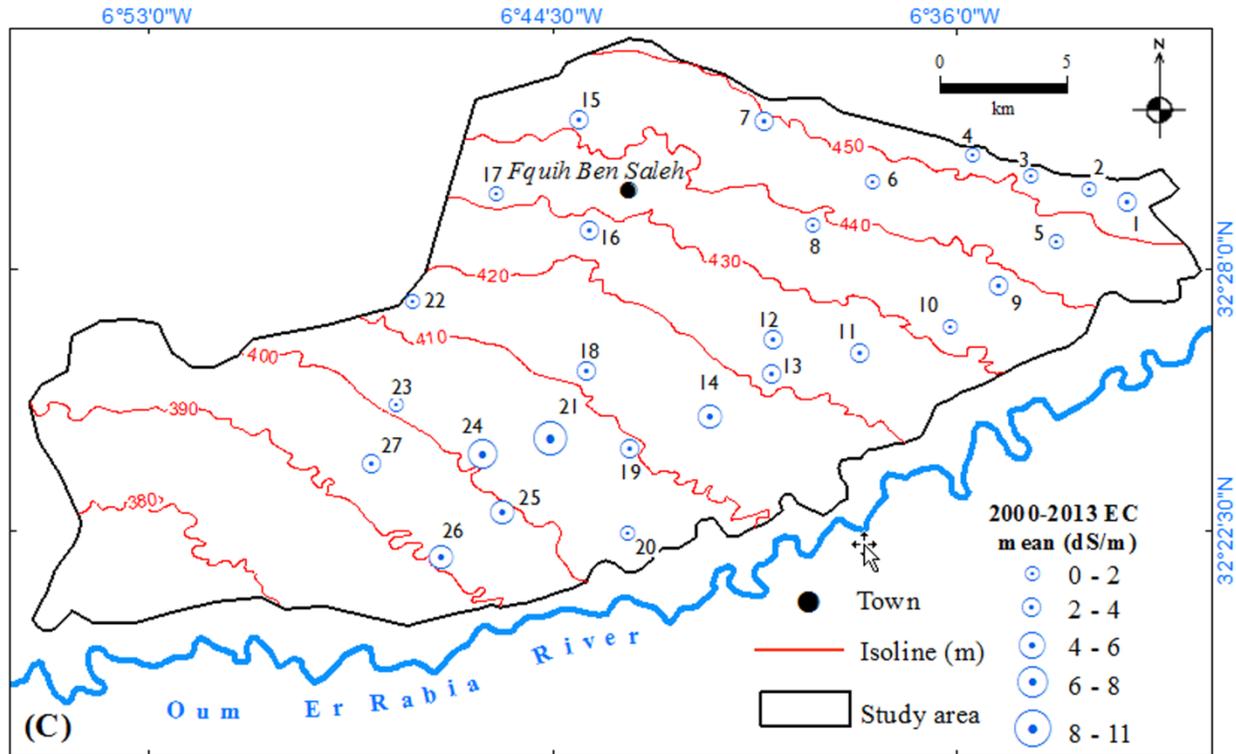


Figure 5.1 Localisation des échantillons de sol numérotés et l'élévation du terrain.

5.3 Méthodologie

Plusieurs auteurs ont développé des méthodologies pour le suivi spatiotemporel de la salinisation des sols en utilisant les indices de végétation, la température de surface, l'analyse en composantes principales et la classification supervisée (Yu et al., 2010; Matinfar et al., 2011; Hamzeh et al., 2013; Wu et al., 2014). Toutefois, les études développant des approches de suivi spatiotemporel basées sur les SSSI restent rares, malgré leur efficacité dans la caractérisation de la salinisation des sols (Bouaziz et al., 2011; Allbed and Kumar, 2013; Sidike et al., 2014). Dans le présent travail, nous proposons une approche de modélisation basée sur deux SSSI. La méthodologie adoptée dans ce travail consiste en : 1) le prétraitement des images à savoir l'étalonnage radiométrique, la correction atmosphérique le géoréférencement des images, 2) le calcul des SSSI, 3) la calibration des indices spectraux et la validation des modèles d'estimation de la CE, 5) l'établissement des cartes de salinité (Figure 5.2).

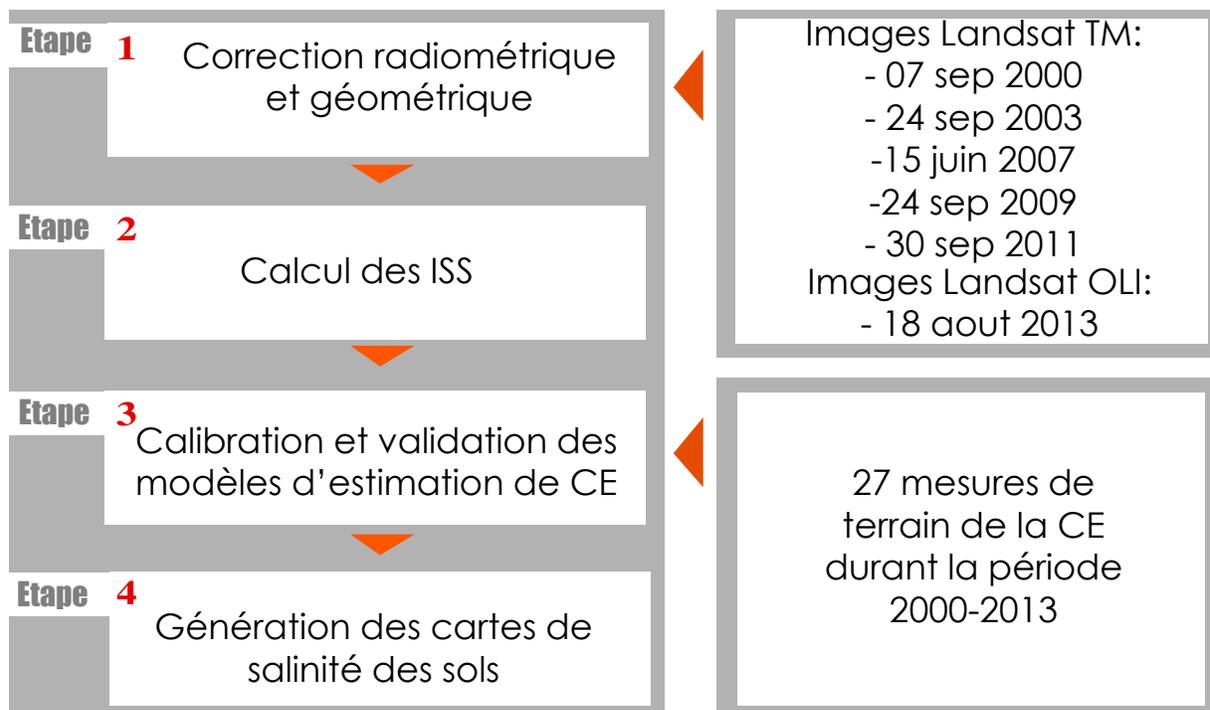


Figure 5.2 Organigramme de la méthodologie utilisée pour le suivi spatiotemporel de la salinité des sols.

5.3.1 Prétraitement des données satellitaires

En utilisant des images multitemporelles de différents capteurs, la cohérence radiométrique entre les cibles est difficile à maintenir à cause des changements dans les caractéristiques des capteurs, des conditions atmosphériques et des caractéristiques d'acquisition (Du et al., 2002; Hadjimitsis et al., 2009). Par conséquent, l'application de la correction radiométrique sur les images multitemporelles est nécessaire afin de réduire ces effets et augmenter la sensibilité aux changements de surface (Yang and Chen, 2010; Pons et al., 2014).

Dans une première étape, le compte numérique $CN(\lambda)$ des images brutes est transformé en Luminance apparente $L(\lambda)$ selon l'Eq. (5) (Chen et al., 2005; Chander et al., 2009) :

$$L(\lambda) = Gain(\lambda) \times DN(\lambda) + Offset(\lambda) \quad (5)$$

Où :

λ = longueur d'onde de la bande spectrale [μm] $L(\lambda)$ = Luminance apparente [$\text{W}/\text{m}^2 \mu\text{m sr}$]

$DN(\lambda)$ = compte numérique pour chaque pixel de l'image [sans unité]

$Gain(\lambda)$ = Facteur de gain spécifique au capteur [$(\text{W}/(\text{m}^2 \text{sr} \mu\text{m}))/\text{DN}$]

$Offset(\lambda)$ = Facteur de biais spécifique au capteur [$\text{W}/(\text{m}^2 \text{sr} \mu\text{m})$]

La deuxième étape de correction consiste à convertir la Luminance apparente en réflectance au sol par la correction atmosphérique. Cette correction élimine les effets de diffusion additive, d'absorption et de réfraction sur la luminance enregistrée par le capteur (Song et al., 2001). Dans cette partie, nous avons utilisé l'algorithme Dark Object Subtraction (DOS) développé par Chavez (1988) en raison de sa simplicité et de ses résultats satisfaisants pour l'élimination des effets de l'atmosphère (Song et al., 2001; Vanonckelen et al., 2013).

L'algorithme DOS suppose l'existence d'objets noirs dans la scène avec une réflectance au sol nulle ou très faible. Les valeurs de luminance provenant des pixels correspondant à ces objets noirs sont les valeurs minimales dans l'histogramme de l'entière scène. Ces valeurs de luminance peuvent être utilisées pour estimer et corriger l'effet atmosphérique additif (Chavez, 1988; Song et al., 2001). La valeur minimale de luminance a été extraite pour chaque bande et soustraite de l'ensemble des pixels. La réflectance au sol $\rho(\lambda)$ est obtenue par l'Eq. (6) (Chander et al., 2009; Vanonckelen et al., 2013) :

$$\rho(\lambda) = \frac{((L(\lambda) - (L(DP, \lambda)) \times D^2 \times \pi) / E(\lambda) \times \cos(\theta))}{E(\lambda) \times \cos(\theta)} \quad (6)$$

Où:

λ = longueur d'onde de la bande spectrale [μm]

$\rho(\lambda)$ = La réflectance au sol [sans unité]

$L(\lambda)$ = La luminance apparente [$\text{W}/(\text{m}^2 \mu\text{m sr})$]

$L(DP, \lambda)$ = La luminance minimale obtenue des objets noirs (DP) [$\text{W}/(\text{m}^2 \mu\text{m sr})$]

D = La distance entre la surface terrestre et le satellite [unité astronomique]

$E(\lambda)$ = L'éclairement solaire [$\text{W}/(\text{m}^2 \mu\text{m})$]

θ = L'angle d'incidence [degré]

Finalement, un géoréférencement image à image est appliqué afin de réduire les décalages géométriques entre les différentes images et les rendre superposables pour la comparaison des résultats et la détection des changements.

5.3.2 Développement d'un nouvel indice de salinité des sols

Les caractéristiques spectrales sont largement utilisées pour cartographier la composition de la surface de la Terre ou de quantifier la chimie ou la physique du sol en utilisant des produits dérivés des images de télédétection (Van der Meer et al, 2012). Selon la littérature relative à la caractérisation de la salinité du sol, plusieurs auteurs ont déterminé des bandes d'absorption spectrale clés dans le visible (400-770 nm), dans le proche infrarouge (900-1030 nm, 1270-1700 nm), et dans le moyen infrarouge (1900-2150 nm, 2150-2310 nm, 2320-2400 nm) avec des résolutions spectrales différentes allant de 3 nm à 80 nm (Csillag et al, 1993; Metternicht and Zinck, 1997; Shrestha, 2005; Farifteh et al, 2007; Farifteh et al, 2008; Wang et al; 2012; Sidike et al., 2014; Nawar et al, 2014). Les signatures spectrales extraites des images Landsat du site d'étude montrent une nette différence de réflectance entre les différentes classes de salinité du sol dans le visible et le PIR (Figure 5.3). En outre, dans ces régions spectrales les sols salins sont caractérisés par une réflectance plus élevée par rapport aux sols non salins. Ceci est en accord avec des travaux de recherche antérieurs (Metternicht and Zinck, 1997; Khan et al., 2005; Farifteh et al., 2007; Bannari et al., 2008; Abbas et al., 2013; Sidike et al., 2014). Dans le SWIR1, on note que les courbes spectrales des sols faiblement à fortement salins se rapprochent alors que les signatures spectrales des sols salins sont presque similaires dans le SWIR 2 avec une nette diminution de la réflectance des sols fortement salins.

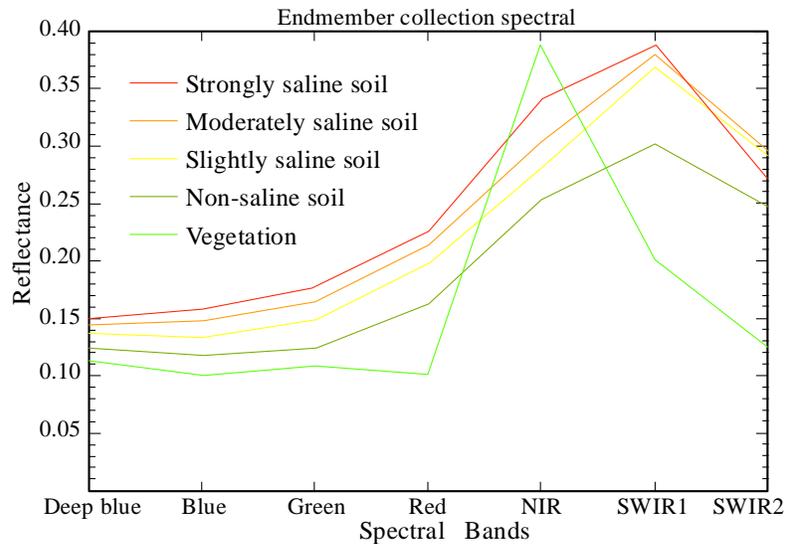


Figure 5.3 Signatures spectrales des différentes classes des sols de la zone d'étude selon leur salinisation.

Les indices spectraux sont basés sur les signatures spectrales qui sont influencées par les teneurs en sels. Par conséquent, ils peuvent être utiles pour la discrimination entre les sols salins et non salins. Plusieurs SSSI sont développés dans la littérature en utilisant différents capteurs dans des contextes géographiques différents (Khan et al., 2005; Bannari et al, 2008; Bouaziz et al, 2011; Abbas et al, 2013; Allbed and Kumar, 2013; Sidike et al, 2014).

Pour la caractérisation de la salinité des sols dans le périmètre irrigué du Tadla en utilisant les données du nouveau capteur OLI, nous avons développé un nouvel indice que nous avons nommé OLI-SI et adapté aux bandes spectrales du capteur OLI et au contexte géographique de notre site d'étude. En se basant sur les remarques discutées auparavant dans cette section (5.3.2), l'indice OLI-SI est développé en se basant uniquement sur les bandes du visible. L'intégration de la bande du PIR dans le calcul de l'indice a engendré une confusion entre les sols fortement salins et la végétation. Ceci peut être expliqué par leurs fortes réflectances dans cette bande. Le développement de cet indice est basé sur le fait que la position du maximum de réflectance est placée vers les plus courtes longueurs d'onde et la réflectance globale évolue proportionnellement à l'augmentation de la concentration des sels comme démontré par Farifteh et al, (2008). Ainsi, nous avons testé plusieurs combinaisons

arithmétiques utilisant des bandes visibles en vérifiant leur discrimination des sols affectés par la salinité et aussi leur corrélation avec les mesures de la CE.

Finalement, nous avons déterminé l'équation 8 comme la combinaison la plus adaptée des bandes visibles du satellite Landsat et qui permet d'obtenir une meilleure corrélation avec la CE mesurée. Cette équation a été déterminée de telle sorte que les sols salins auront une valeur élevée et les sols non salins auront une valeur faible.

Pour l'évaluation du nouvel indice OLI-SI, ce dernier est comparé à l'indice SI développé par Khan et al., (2005) selon l'équation 7 et utilisé dans différents contextes géographiques (Bouaziz et al.,2011; Abbas et al.,2013;Lhissou et al., 2014)

Pour calculer l'indice OLI-SI à partir des images TM, la bande du bleu profond (Coastal blue) est remplacée par la bande spectrale du bleu en raison de leur juxtaposition très proche dans le spectre. En outre, le Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) développé par Rouse et al. (1974) est calculé selon l'Eq.9 afin d'évaluer l'effet de la salinité des sols sur la production végétale.

$$SI = \sqrt{B \times R} \quad (7)$$

$$OLI - SI = (CB^2 \times 50) - (B + V + R) \quad (8)$$

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} \quad (9)$$

Où:

CB = bande spectrale du bleu profond (Coastal Blue)

B = bande spectrale du bleu

V = bande spectrale du vert

R = bande spectrale du rouge

PIR = bande spectrale du proche infrarouge

5.3.3 Calibration et validation des modèles

La calibration des SSSI est effectuée par l'analyse de corrélation entre les valeurs de la CE mesurée (EC_{mes}) et les valeurs correspondantes pour les six années (2000, 2003, 2007, 2009, 2011 et 2013). Ces dernières sont extraites des huit pixels des SSSI qui entourent le point de mesure de la CE (Fenetre de 3x3 pixels). La corrélation est

évaluée à l'aide des outils d'analyse de régression linéaire simple, sous le logiciel Matlab. Cette étape permet de calculer les équations d'ajustement des valeurs des SSSI aux valeurs de EC_{mes} . Ainsi, des modèles d'estimation de la conductivité électrique à partir des SSSI sont développés.

Les modèles développés ont été évalués à l'aide de la validation croisée leave-one-out (VCLOO). Cette validation considère qu'un échantillon de sol est laissé hors de l'ensemble de données global (N). Ensuite, le modèle d'estimation de la CE est calibré en utilisant les échantillons restants (N-1) et validé en utilisant l'échantillon laissé de côté. La même opération est répétée N fois en laissant à chaque fois un autre échantillon pour achever la validation. La comparaison entre les valeurs de la CE estimée et celles mesurées a été réalisée à l'aide de quatre indicateurs de validation croisée: coefficient de détermination (R^2), erreur quadratique moyenne (RMSE), RMSE relative (RMSEr) et Biais relatif (BIASr), qui sont calculés respectivement par les équations 3,4,9 et 10. Une estimation parfaite devrait être imbiaisée de telle manière que l'ensemble des valeurs de sous- et surestimées tend vers un biais global de zéro. En outre, une bonne estimation de la CE correspond à des valeurs élevées de R^2 et de faibles valeurs de la RMSE. Dans l'intérêt d'une comparaison facile, nous avons utilisé les formes relatives de la RMSE et du BIAIS pour réduire le contraste entre les éléments les plus élevés et les plus bas dans les valeurs observées et estimées. Parce que les formes absolues de la RMSE et du Biais quantifient les différences absolues, les sous- et surestimations des valeurs élevées ont, en général, une plus grande influence que celles des valeurs faibles (El-alem et al, 2012).

$$RMSEr = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \left(\frac{Y_i - X_i}{X_i} \right)^2}{N}} \quad (10)$$

$$BIASr = \frac{\sum_{i=1}^N \left(\frac{Y_i - X_i}{X_i} \right)}{N} \quad (11)$$

Où:

X_i = valeurs mesurées | Y_i = valeurs estimées | \bar{X} = moyenne des valeurs mesurées

\bar{Y} = moyenne des valeurs estimées | N = nombre total des échantillons

5.3.4 Génération des cartes de salinité des sols et analyse des changements

Les modèles développés ont permis d'estimer la CE des sols à partir des SSSI. Ainsi, nous avons procédé à la classification des images issues de ces modèles selon les intervalles conventionnels de la CE des sols (Shirokova et al., 2000; Farifteh et al., 2008; Yu et al., 2010) :

- (1) Sol non salin : $0 < CE \text{ (dS/m)} < 2$,
- (2) Sol faiblement salin : $2 < CE \text{ (dS/m)} < 4$,
- (3) Sol moyennement salin: $4 < CE \text{ (dS/m)} < 8$,
- (4) Sol fortement salin: $8 < CE \text{ (dS/m)} < 16$.

Les cartes obtenues ont permis le suivi dans le temps et dans l'espace des classes de salinité des sols du périmètre irrigué de Tadla. L'évolution temporelle s'est vérifiée par le calcul des superficies de chaque classe de salinité des sols ainsi que l'analyse des variations en superficies à travers la période 2000-2013.

5.4 Résultats et discussions

5.4.1 Interprétation des données expérimentales

Les paramètres statistiques descriptifs des données de la CE_{mes} sont donnés dans le [Tableau 5.3](#). Les valeurs de la CE_{mes} de la zone d'étude varient de moins de 2 dS/m (sol non salin) à plus de 8 dS/m (Sol fortement salin). Le coefficient de variation varie de 60 % à 83 %, ce qui démontre une variation importante entre les différents degrés de salinisation dans la zone d'étude.

Tableau 5.3 Paramètres statistiques des mesures expérimentales de la CE.

Année	Étendue (dS/m)	Min (dS/m)	Max (dS/m)	Moyenne (dS/m)	Coefficient de variation (%)
2000	12,43	1,15	13,58	4,39	82,60
2003	9,42	0,25	9,67	3,27	74,03
2007	8,37	0,45	8,82	3,46	68,00
2009	7,55	0,39	7,94	3,42	68,27
2011	6,32	0,66	6,98	3,49	61,47
2013	6,86	1,04	7,90	2,95	63,02

Les zones les plus touchées par la salinisation et montrant une CE élevée sont situés en aval hydraulique dans les terres au sud-ouest de la zone d'étude. En revanche, la CE diminue vers le Nord-est (Figure 5.1). Ces variations peuvent être liées à plusieurs facteurs tels que l'intensité de la salinité des eaux d'irrigation, l'état du système de drainage, la topographie, le climat et les pratiques agricoles (en particulier la fertilisation). En effet, plusieurs terres en aval hydrauliques sont irriguées par pompage des eaux souterraines salées. En outre, la nappe phréatique au sud-ouest de la zone d'étude est caractérisée par un niveau piézométrique très proche de la surface et par une salinité élevée (Lhissou et al., 2014). L'analyse interannuelle de CE_{mes} montre une diminution significative de la CE maximale entre 2000 et 2013 (Figure 5.4). Cette diminution peut être expliquée principalement par la diminution de la salinité des eaux d'irrigation de surface. De plus, les précipitations des cinq dernières années (2009-2013) sont plus importantes, ce qui peut réduire la salinisation des sols par lessivage.

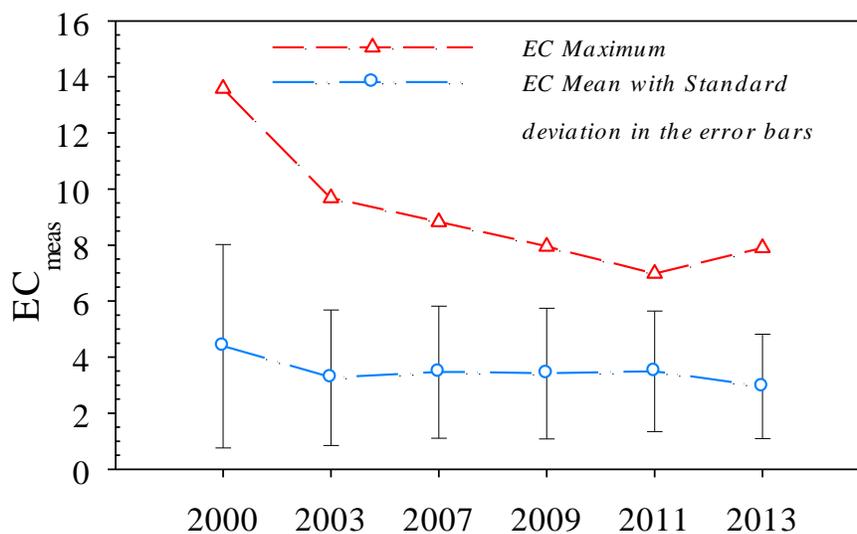


Figure 5.4 Variation interannuelle de la CEmes entre 2000 et 2013.

5.4.2 Validation des modèles développés

Dans le périmètre irrigué de Tadla, les valeurs de l'indice OLI-SI varient entre 0 et 1 pour les sols, alors que celles de l'indice SI varient entre 0 et 0,3. La large étendue d'OLI-SI lui donne une capacité plus grande que SI pour la discrimination des différents degrés de salinisation des sols (Figure 5.5). Les indices OLI-SI et SI ont montré une

corrélation significative et positive avec la CE_{mes} . La régression linéaire de la CE_{mes} et l'indice OLI-SI a montré des valeurs élevées du coefficient de détermination (R^2) comprises entre 0,59 et 0,80, tandis que celles de l'indice SI sont comprises entre 0,53 et 0,68 (Figure 5.6).

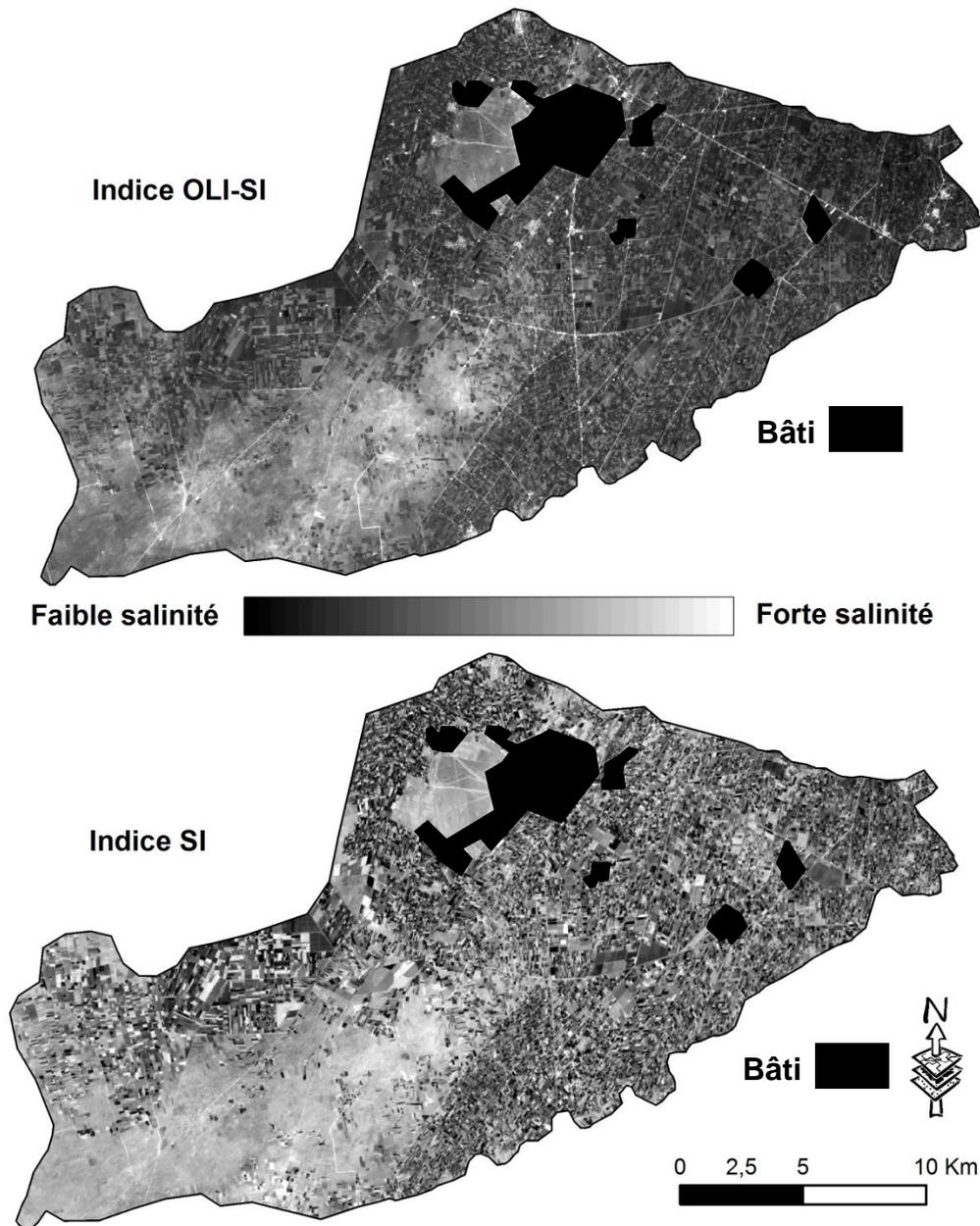


Figure 5.5 Comparaison entre l'indice OLI-SI et SI

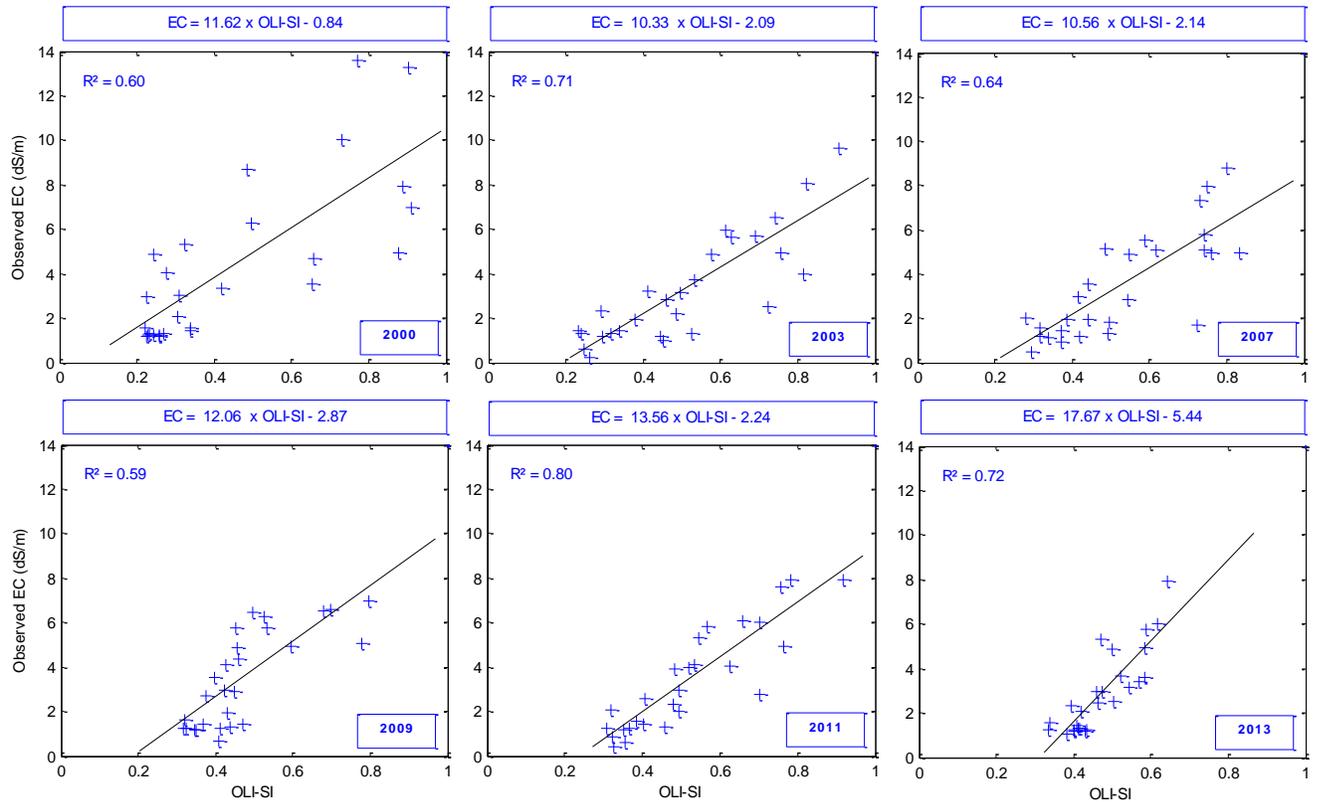


Figure 5.6 Diagrammes de dispersion issus de la régression linéaire entre la CE_{mes} et l'indice de salinité OLI-SI.

La corrélation entre la CE_{mes} et la CE estimée (CE_{est}) est effectuée en se basant sur la même technique d'échantillonnage utilisée pour la calibration des SSSI. Les valeurs de R^2 de la validation croisée des modèles d'estimation de la CE en se basant sur l'indice OLI-SI varient de 0,55 à 0,77, alors que celles des modèles d'estimation en se basant sur l'indice SI varient de 0,48 à 0,62. Les valeurs de RMSE varient de 1,02 à 2,35 et de 1,17 à 2,82 pour OLI-SI et SI respectivement. Ce qui traduit une légère performance de l'indice OLI-SI par rapport à SI dans l'estimation de la CE dans notre zone d'étude. Ainsi, l'indice OLI-SI est utilisé pour l'estimation de la CE et la génération des cartes de salinité. Les valeurs BIASr varient entre 10% et 32% pour les modèles OLI-SI montrent une légère sous- et surestimation de la CE. La comparaison par validation croisée entre la CE_{mes} et la CE_{est} est illustrée dans la [Figure 5.7](#) ci-après.

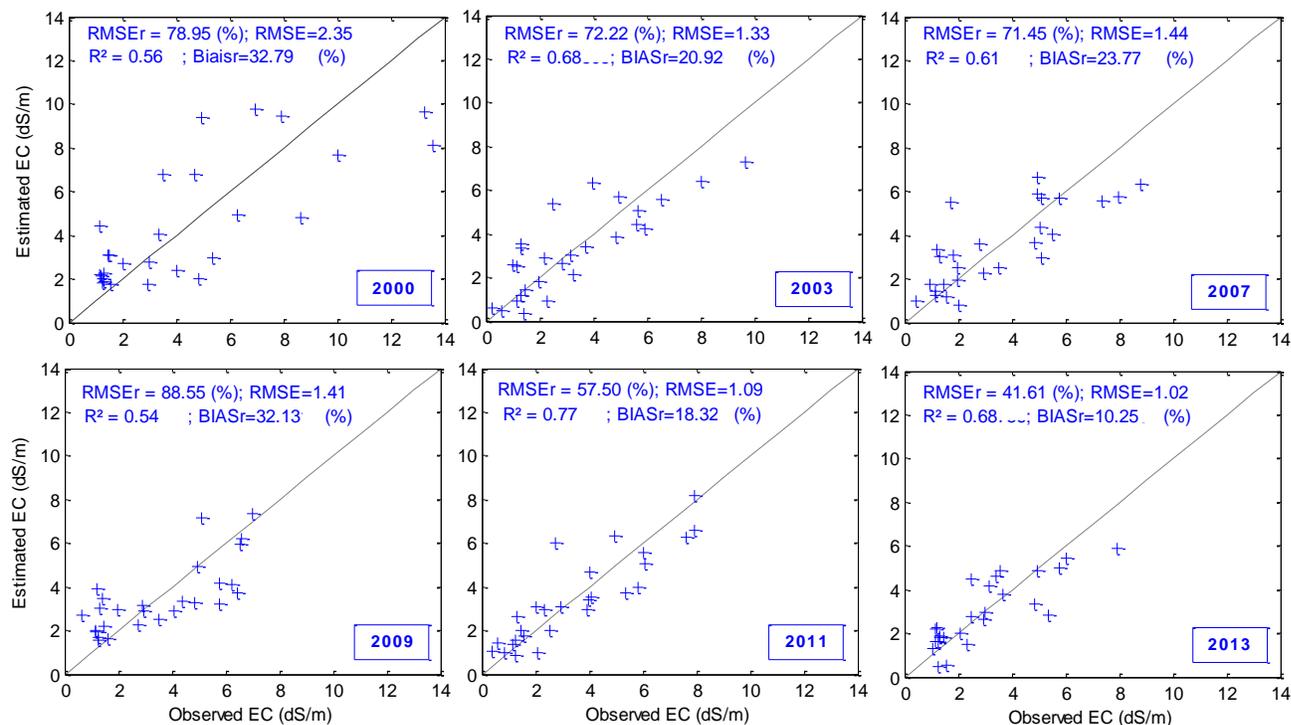


Figure 5.7 Diagrammes de dispersion de la CE_{est} et CE_{mes} issus de la validation croisée LOOCV des modèles OLI-SI.

5.4.3 Cartographie de la dynamique de la salinité des sols

La

Figure 5.8 montre les cartes obtenues à partir de la classification de la CE comme expliqué dans la section (5.3.4). L'analyse des cartes de salinité obtenues montre que les sols salins se concentrent au sud-ouest du périmètre irrigué de Béni Amir, qui correspond à son aval hydraulique. Les sols faiblement et moyennement salins occupent les zones les plus élevées où les sols sont fertiles et propices à l'agriculture.

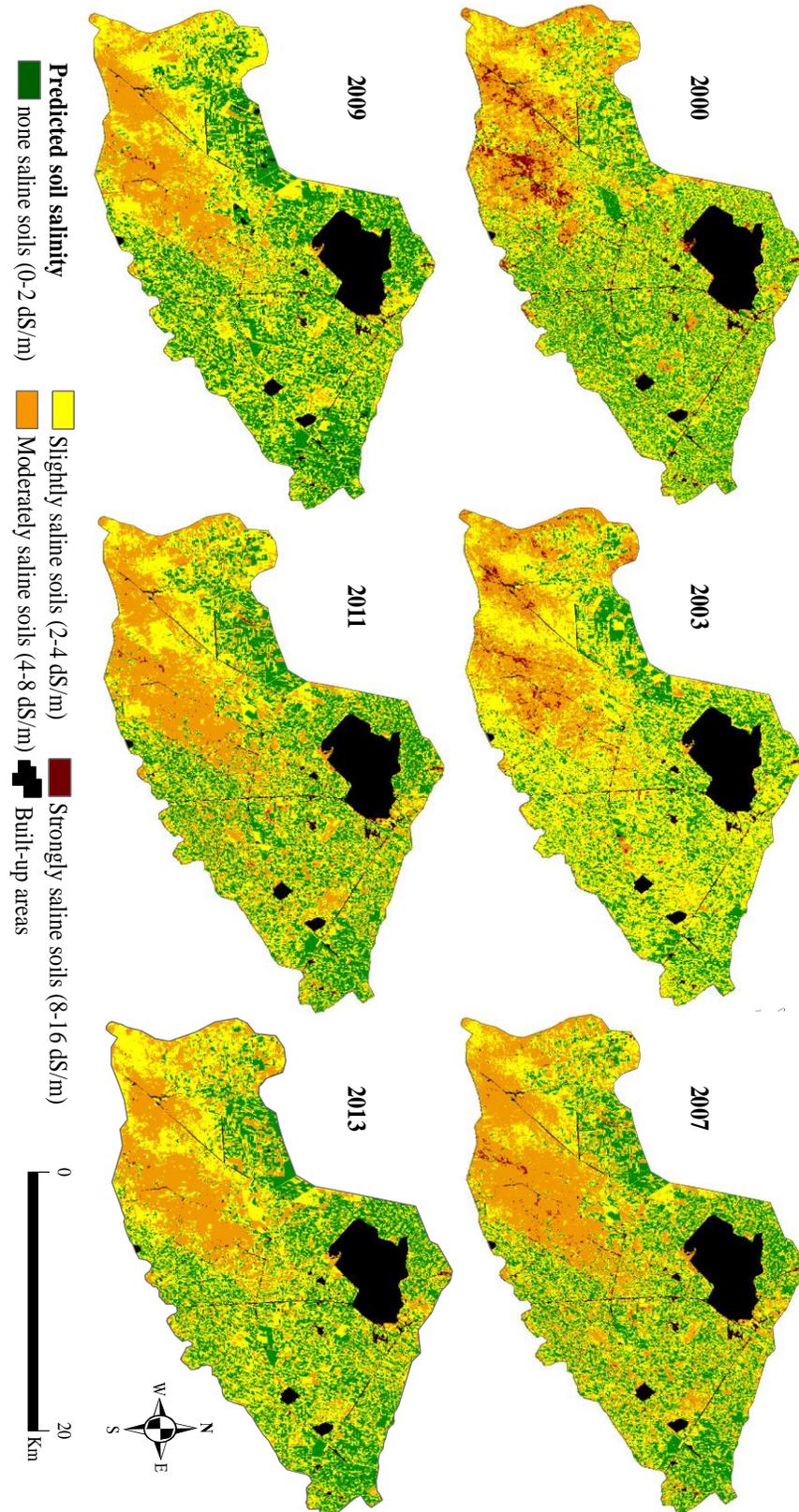


Figure 5.8 Cartes obtenues à l'aide des modèles OLI-SI.

La [Figure 5.9](#) montre la carte de la direction de l'écoulement établie à l'aide du MNT et démontre que le sens de l'écoulement se dirige vers le sud et sud-ouest. Par conséquent, la salinité élevée dans cette partie du périmètre irrigué du Tadla résulte de l'accumulation des eaux de drainage et le lessivage des sels vers l'aval hydraulique en plus de l'utilisation des eaux souterraines dont la conductivité électrique est supérieure à 3 dS/m au niveau de cette zone.

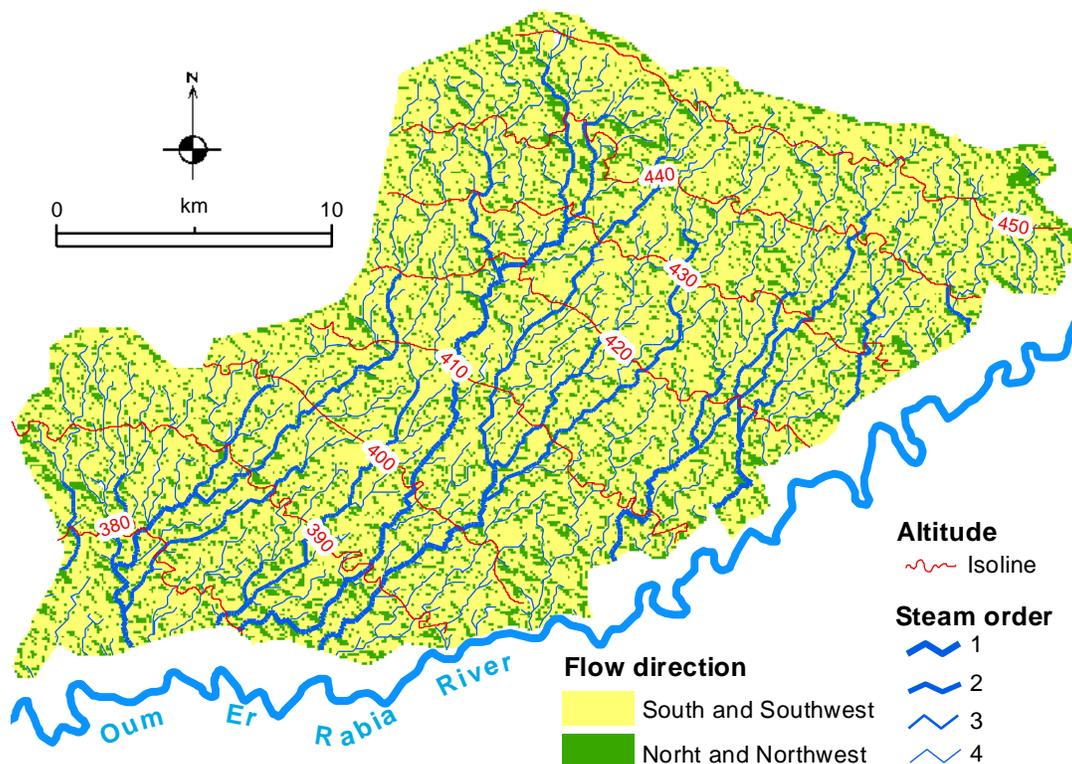


Figure 5.9 Carte de la direction de l'écoulement dans la zone d'étude.

La salinisation des sols du périmètre irrigué de Tadla est essentiellement due aux facteurs anthropiques à savoir l'irrigation par les eaux salines de la nappe phréatique (3,2 g/l) et les eaux de surface de la rivière d'Oum Er rabia (1,3 g/l). Durant la période 2000-2013, la superficie des sols affectés par la salinité a augmenté par 5 km², soit 0,38 km² par an. Cette augmentation de la superficie des sols salins est due à l'irrigation inadéquate et l'intensification des pratiques agricoles.

En revanche, cette étude a démontré une diminution de la superficie des sols fortement salins qui passe de 12,7 km² en 2000 à 0.4 km² en 2013 (Figure 5.10). Cette diminution peut être expliquée par la mise en service du nouveau barrage Ahmed El hansali sur l'amont de la rivière Oum Er rabia en 2006, ce qui permettra l'adoucissement des eaux accumulées au barrage par les eaux pluviales.

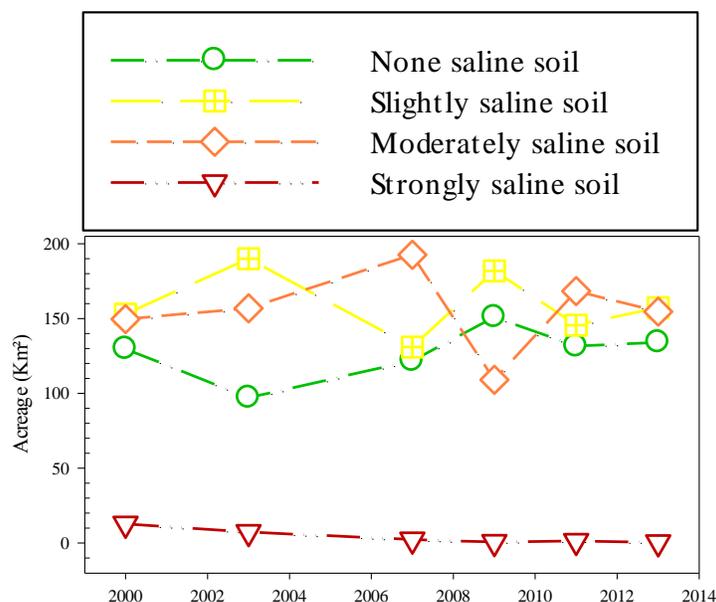


Figure 5.10 Évolution de la superficie des classes de salinité des sols entre 2000 et 2013 selon les modèles OLI-SI.

En outre, les facteurs climatiques ont un effet non négligeable sur la salinisation des sols. Cette dernière se produit dans les zones où l'évaporation excède les précipitations (Dehaan et Taylor, 2002). Ainsi, la salinité des sols augmente lorsque les sels sont concentrés à la surface du sol suite à l'évaporation des eaux d'irrigation. En ce qui concerne les changements de l'intensité de la salinité des sols dans le périmètre irrigué du Tadla, la plus faible intensité de la salinité a été détectée en 2009, qui a coïncidé avec l'une des années à forte précipitation dans la zone d'étude (de 354mm) et la plus basse température moyenne (19 ° C) (Figure 5.11). En outre, la période 2000-2005 a connu une température moyenne élevée et des précipitations relativement faibles. Cela ne peut qu'accélérer le processus de salinisation qui s'est traduit par la forte intensité de la salinité des sols dans les cartes de 2000 et 2003.

En revanche, les précipitations des 5 dernières années sont plus importantes (2009-2013), ce qui a contribué à la diminution globale de la salinité dans le périmètre irrigué du Tadla au cours 2000-2013 période.

La salinisation des sols dans le périmètre irrigué du Tadla a affecté directement la production agricole. L'interprétation des composés colorés du proche infrarouge (CC-PIR) de la période 2000-2013 montre une diminution nette des parcelles agricoles dans la zone salinisée. Le calcul de la superficie de la végétation dans cette zone en utilisant le NDVI a montré une diminution de 6,7 km² en 2000 à 4,6 km² en 2013.

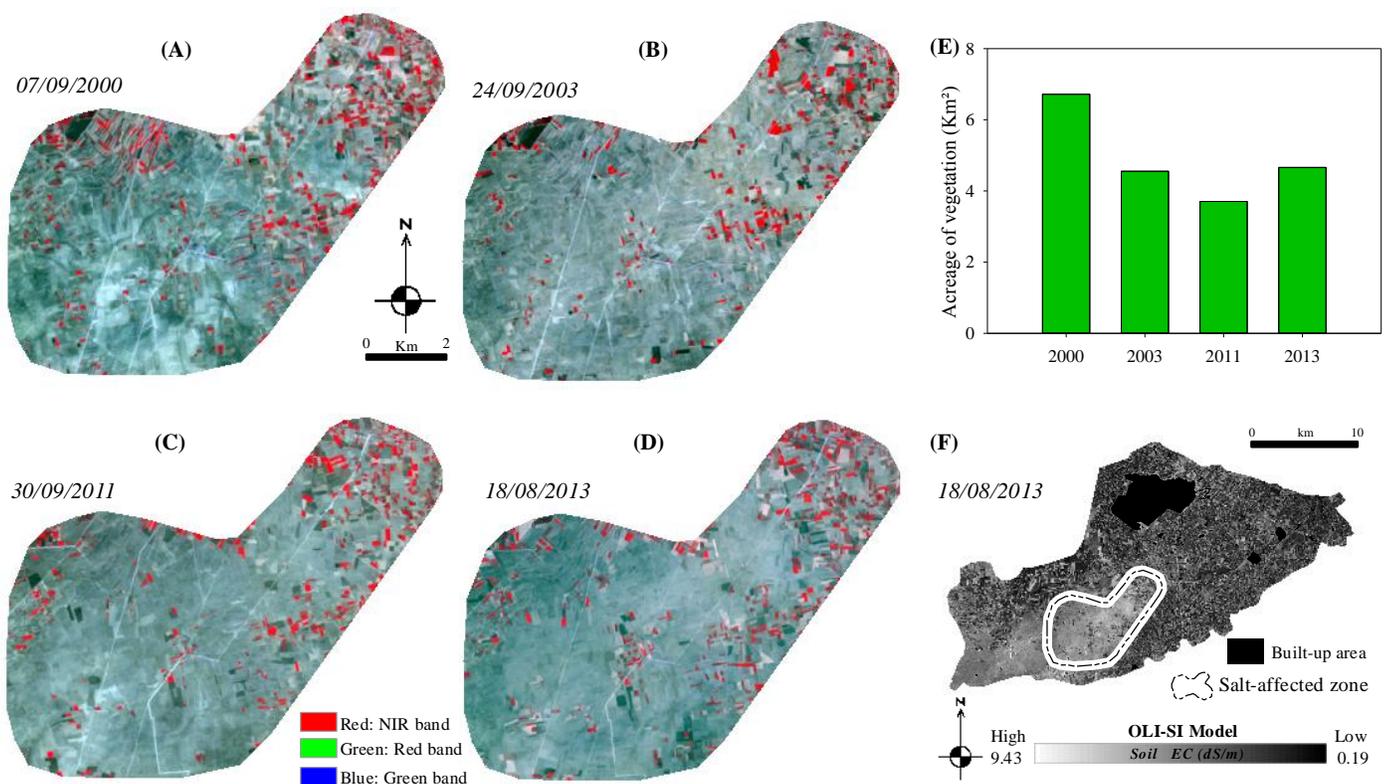


Figure 5.11 Effets de la salinité des sols sur les parcelles agricoles dans la zone fortement affectée. A: CC-PIR 2000 (Vegetation is in Red), B: CC-PIR 2003, C: CC-PIR 2011, D: CC-PIR 2013, E: Évolution de la superficie de la végétation dans la zone fortement affectée entre 2000 et 2013, F: Vue d'ensemble de la zone fortement affectée en superposition avec le modèle OLI-SI 2013.

Cette perte de terres agricoles est parallèle à l'intensification des activités agricoles dans d'autres parties du périmètre. Par conséquent, l'intensification des pratiques agricoles associées à l'irrigation par des méthodes inadéquates et l'utilisation

irrationnelle des engrais menace la qualité des sols et provoque l'augmentation de la superficie des sols affectés par la salinité. Après l'intensification agricole et après la saison d'hiver, un lessivage des sels et une accumulation des eaux de drainage chargé avec des sels se produisent dans la direction de l'aval hydraulique. Les sels lessivés persistent dans les horizons du sol. En saison sèche, lorsque la température est élevée et les précipitations sont inexistantes ou très faibles, une évaporation importante se produit. Ainsi, les sels contenus dans les sols s'accumulent dans la surface, ce qui conduit à une forte salinisation en aval hydraulique. Cela explique aussi le gradient décroissant de l'intensité de la salinité des sols de l'amont (nord-est) vers l'aval hydraulique (sud-ouest). Outre ce problème, l'irrigation avec les eaux souterraines très salines dans la partie sud-ouest du périmètre aggrave en fait la situation.

5.5 Conclusion

Nous avons proposé dans cette partie un nouvel indice spectral OLI-SI pour la modélisation de la salinité du sol. Les résultats ont démontré la performance de l'indice OLI-SI dans la spatialisation et le suivi spatiotemporel de la salinité dans le périmètre irrigué de Tadla. L'intégration des bandes du visible du Satellite Landsat a renforcé l'indice OLI-SI et a permis une bonne caractérisation des sols salins. La simplicité, la rapidité et le degré de précision du modèle développé en utilisant OLI-SI, lui permettra d'être un outil prometteur dans l'estimation de la salinité des sols. Généralement, la salinité des sols du périmètre irrigué de Tadla a augmenté en étendue et a diminué en intensité durant la période 2000-2013 et peut poursuivre cette tendance si elle reste sans prendre toutes les précautions nécessaires pour contrôler ce problème environnemental. Le suivi de la dynamique spatiotemporelle de la salinité du sol constitue la base pour la compréhension de l'effet des pluies, de l'irrigation et des pratiques agricoles sur la salinisation des sols. Par conséquent, les utilisateurs et les gestionnaires des terres agricoles peuvent avoir des clés d'intervention pour réduire les effets de la salinité des sols sur la production agricole.

6. APPORT DE LA TÉLÉDÉTECTION RADAR DANS LA MODÉLISATION DE LA SALINITÉ DES SOLS

6 APPORT DE LA TÉLÉDÉTECTION RADAR DANS LA MODÉLISATION DE LA SALINITÉ DES SOLS

6.1 Introduction

La télédétection spatiale est d'une importance primordiale pour la cartographie et la surveillance des problèmes environnementaux. Les techniques RADAR (Radio Detection And Ranging) et optiques ont montré leur capacité à fournir des informations globales et permanentes de la planète et en particulier dans le suivi et la caractérisation de la surface du sol. Néanmoins, les produits de la télédétection optique sont difficilement exploitables en présence de la couverture nuageuse et dépendent de rayonnement solaire alors que la télédétection RADAR n'est pas suffisamment explorée dans l'application à la salinité des sols.

Les capteurs RADAR sont des outils fiables et assurent la cartographie et la surveillance de la surface du sol, quelles que soient les conditions météorologiques (nuages, pluie...) et temporelles (jour-nuit) (Zribi, 1998 ; maitre, 2001 ; Holah, 2005). Parmi les capteurs radars actifs figure le Radar à Ouverture de Synthèse (RSO) qui a permis d'ouvrir de nouvelles perspectives pour l'observation de la terre grâce à une large amélioration de la résolution spatiale (Maitre, 2001 ; Holah, 2005).

Pour un sol agricole, le signal radar est dépendant principalement des paramètres de la surface exemple la salinité du sol couplé à l'humidité (la présence de sel en solution) influe sur les propriétés diélectriques des sols et par conséquent sur le signal radar. De nombreuses études ont été déjà réalisées sur le potentiel de la télédétection radar à estimer l'humidité et la rugosité du sol (Ulaby, 1984 ; Fung et al, 1992 ; Holah, 2005 ; Demontoux, 2007 ; Zribi 2008 ; chahbi, 2010 ; Paloscia, 2010). Pour la salinité, les études sont moins abondantes, mais on peut citer celles de (Metternicht, 1998; Aly et al., 2004; Grissaet al., 2011).

Le travail radar vise à explorer la capacité du radar satellitaire à détecter la variation spatiale de la conductivité électrique, seul indicateur quantifiable de la salinité du sol.

L'objectif de cette partie est de développer un modèle empirique qui s'affranchit des caractéristiques d'acquisition des images (précisément la polarisation...). C'est la technique de la polarimétrie radar RSO qui est utilisée pour la caractérisation de la salinité des sols, tout en exploitant les données polarimétriques multipolarités et multiangulaires. L'objectif de cette partie est l'utilisation des données polarimétriques de RADARSAT-2 pour la caractérisation de la salinité des sols de Béni Amir dans la plaine du Tadla. Cette évaluation est basée sur la comparaison des données polarimétriques aux cartes de salinité élaborées à l'aide de la spatialisation des données terrain. Des prélèvements de sols et des mesures de conductivité électrique sont effectués parallèlement à l'acquisition des images radars, ce qui a permis d'évaluer l'apport des paramètres polarimétriques dans l'estimation et la cartographie de salinité des sols.

6.2 Matériels et méthodes

6.2.1 Prélèvements des échantillons de sol

Les prélèvements du sol ont été réalisés au milieu des parcelles, les échantillons des sols ont été recueillis sur tout le sous-périmètre de Béni-Amir ([Figure 6.1](#)) en trois campagnes de terrain pendant trois périodes, septembre, octobre et novembre 2011.

La première campagne s'est déroulée le 27 et 28 septembre 2011 avec 38 prélèvements, la seconde a eu lieu le 24 octobre 2011 avec 24 prélèvements et la troisième a eu lieu le 17 novembre 2011 avec 24 prélèvements. Au total, 86 points sont récoltés, la figure 3 montre leur répartition spatiale. Chaque échantillon, d'environ 500 grammes, a été prélevé à partir de la couche supérieure du sol (0 à 20 cm de profondeur), puis localisé géographiquement à l'aide d'un GPS assurant une précision planimétrique de ± 5 m, et photographié à l'aide d'une caméra numérique. En outre, une description sur le terrain a été faite pour chaque échantillon : couleur, texture, cultures et estimation des éléments grossiers.

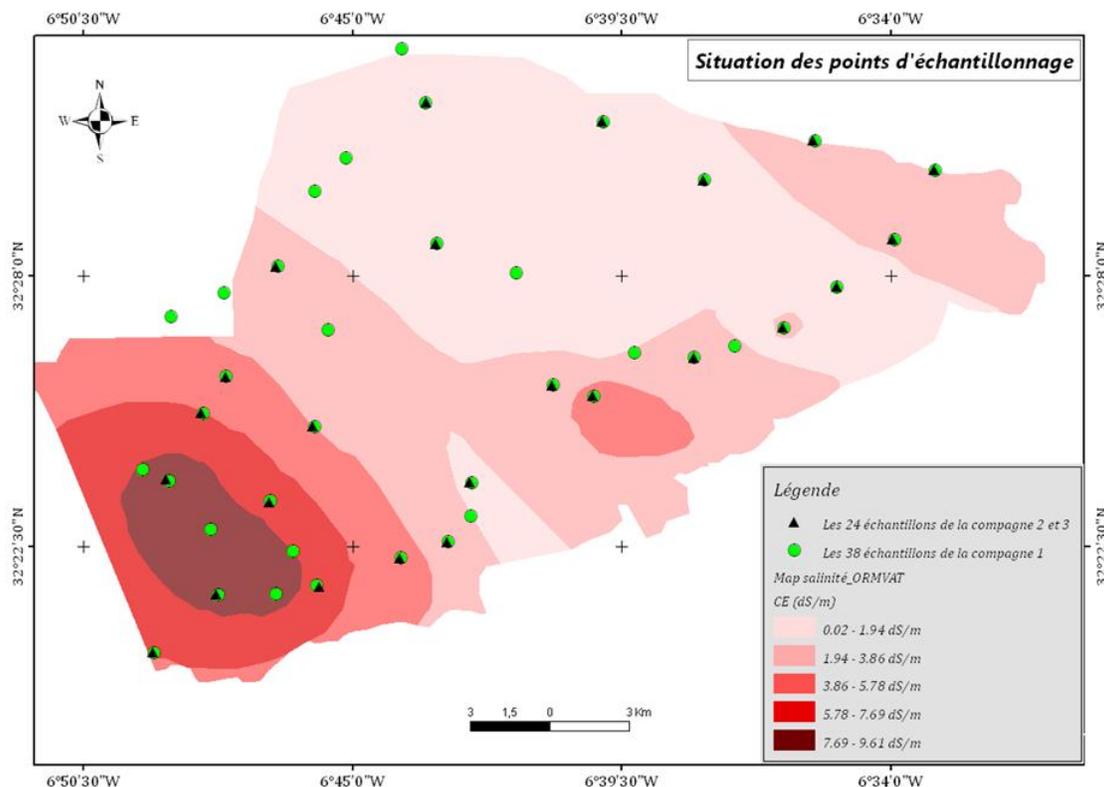


Figure 6.1 Carte de la salinité dans le périmètre irrigué du Tadla (ORMVAT, 2004).

6.2.2 Analyses au laboratoire

La CE est mesurée à l'aide d'un Conductivimètre. Lorsque la CE est supérieure à 0,5 ms/cm, il convient de préparer la pâte saturée et d'en mesurer l'extrait. On procède par saturation du sol avec l'eau distillée et extraction des sels solubles par centrifugation selon le mode opératoire suivant :

- ❖ Mettre 100 g de sol dans une capsule,
- ❖ Verser de l'eau distillée contenue dans une burette, progressivement tout en remuant avec une spatule jusqu'à l'obtention d'une pâte onctueuse saturée (Figure 6.2). La pâte obtenue doit satisfaire les conditions suivantes :
 - Pas d'eau libre dans les dépressions faites dans la masse,
 - Elle doit couler lentement quand on incline la capsule,
 - Sa surface doit être brillante,
 - Elle doit se détacher librement de la spatule,
- ❖ Noter le volume d'eau versé,

- ❖ Couvrir la capsule et laisser la pâte se reposer pendant 24 heures afin d'avoir un équilibre (tous les ions seront mobiles dans la solution),
- ❖ ajouter de l'eau si nécessaire, bien remuer et noter le volume ajouté,
- ❖ centrifuger à 2500 tours/min pendant 20 min,
- ❖ récupérer le liquide surnageant dans une éprouvette et en mesurer le volume,
- ❖ verser ensuite l'extrait dans un petit bécher et en mesurer la CE.



Figure 6.2 Préparation de la pâte saturée.

6.2.3 Élaboration des cartes de la salinité par interpolation

Une fois les analyses des sols terminées, nous avons restitué les cartes de la salinité en utilisant différentes méthodes d'interpolation dans l'environnement SIG (Système d'Information Géographique).

Avant de pouvoir interpoler et dériver la carte de la conductivité électrique, nous devons vérifier si cette variable ponctuelle est spatialisable? Pour cela il faut étudier sa structure spatiale à l'aide d'un variogramme. Ce dernier sera élaboré grâce au logiciel ArcGIS. S'il s'avère que la variable est spatialisable, l'étape suivante sera l'élaboration de la carte de conductivité électrique pour les trois campagnes de terrain.

Par la suite, la méthode géostatistique, plus précisément le krigeage universel, a été utilisée. Ce choix fait suite à plusieurs essais avec les méthodes déterministes et le krigeage ordinaire. Le krigeage universel s'est avéré le mieux adapté à la réalité du terrain.

6.2.4 Données radars satellitaires

À l'été 2012, l'équipe a placé une demande qui a été acceptée auprès de l'Agence Spatiale canadienne (ASC) dans le cadre du programme SOAR-Éducation (Recherche sur les applications scientifiques et opérationnelles, Projet #5088) pour l'obtention d'un quota d'images Radarsat-2 sur notre site et concomitant aux trois campagnes de terrain. En tout, 9 images ont été acquises. Les images ont été acquises dans le mode « Fine Quad Pol » (noté : FQ) ce qui correspond à des images de 25 km x 25 km et une résolution spatiale nominale de 8 m (Tableau 6.1). Ce mode permet d'avoir accès à toute l'information polarimétrique : toutes les combinaisons de polarisation parallèles et croisées ainsi que l'information sur la phase du signal. L'angle d'incidence des acquisitions varie de 25° pour les images en mode FQ7 à 46° en mode FQ29.

Tableau 6.1 Caractéristiques des images Radarsat-2 qui ont été acquises dans le cadre du projet grâce au programme SOAR-E de l'ASC.

Date Acquisition	Orbite ¹	Visée	Mode (Incidence)	Angle d'incidence	Longueur d'onde	Résolution spatiale	Campagne terrain
27/09/2011	ASC	Right	FQ (FQ9)	28°.0	5,6 cm	8 m	1
30/09/2011	ASC	Right	FQ (FQ26)	44°.4	5,6 cm	8 m	1
02/10/2011	DES	Right	FQ (FQ22)	41°.0	5,6 cm	8 m	1
19/10/2011	DES	Right	FQ (FQ16)	35°.4	5,6 cm	8 m	2
21/10/2011	ASC	Right	FQ (FQ9)	28°.0	5,6 cm	8 m	2
24/10/2011	ASC	Right	FQ (FQ26)	44°.4	5,6 cm	8 m	2
12/11/2011	DES	Right	FQ (FQ16)	35°.4	5,6 cm	8 m	3
14/11/2011	ASC	Right	FQ (FQ9)	28°.0	5,6 cm	8 m	3
17/11/2011	ASC	Right	FQ (FQ26)	44°.4	5,6 cm	8 m	3

¹ : ASC : Orbite ascendante, DES : Orbite descendante

6.2.5 Méthodologie

L'organigramme suivant illustre les étapes suivies pour la réalisation de ce travail :

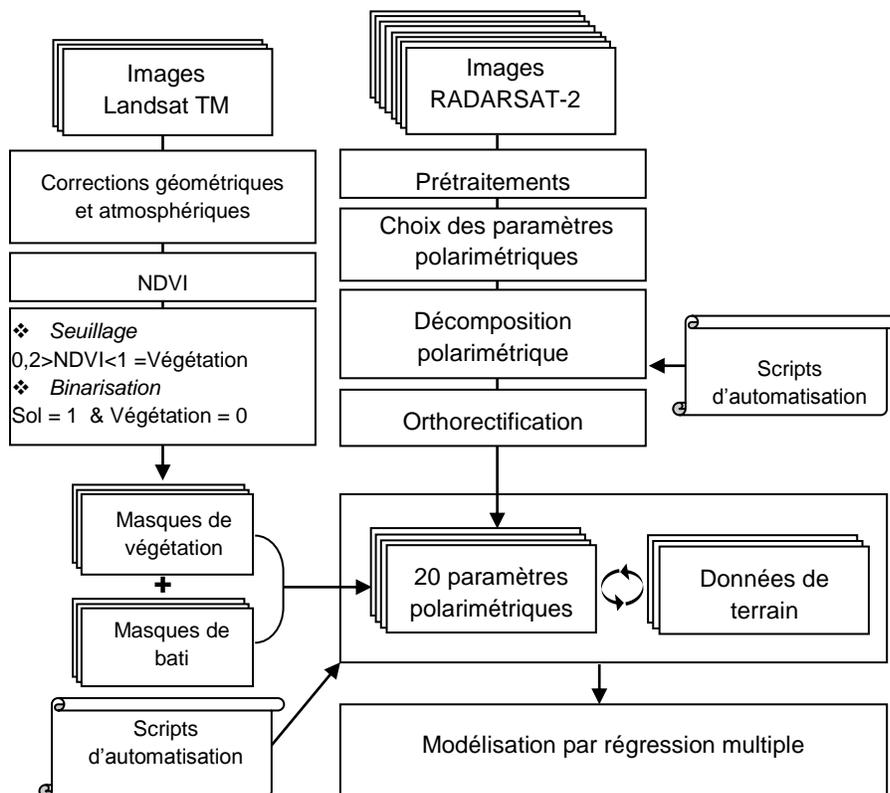


Figure 6.3 Organigramme de la méthodologie de travail.

6.2.6 Prétraitement des données radar satellitaire

Avant tout processus de traitement d'images de télédétection, les images brutes exigent des corrections radiométrique, atmosphérique et géométrique pour réduire l'incertitude sur les données qui est due, aux perturbations atmosphériques, ainsi qu'aux effets topographiques de la cible. En effet, la calibration des capteurs, les conditions atmosphériques et la géométrie de visée affectent les données enregistrées (Eckhardt et al.1990).

6.2.6.1 La calibration

Chaque pixel d'une image radar est défini par un compte numérique. Ce compte numérique dépend des paramètres d'acquisition. Il est donc difficile de le comparer d'une image à une autre. Afin de pouvoir effectuer des analyses multitemporelles et

comparer différentes images, il est nécessaire de normaliser l'intensité du signal. Cette normalisation est assurée par la calibration radiométrique des images. Ce processus permet de calculer à partir du signal rétrodiffusé une grandeur sans dimension appelée le coefficient de rétrodiffusion σ . La calibration est faite sur les logiciels de traitement d'images ; PolSarPRO et NEST.

6.2.6.2 L'orthorectification

L'orthorectification a pour but de corriger le déplacement des pixels concernés par les effets du relief en remplaçant les pixels de l'image radar à leurs vraies positions. Cette correction s'effectue à l'aide d'un MNT et consiste donc à éliminer les déformations géométriques des images radars afin de les rendre conformes à la réalité. L'utilisation du MNT permet la correction des déformations liées au mode de prise de vue du satellite, ainsi qu'à l'angle de visée du satellite et au relief de la zone couverte. Il est donc nécessaire d'effectuer ce traitement sur des images radars acquises sur des zones d'étude plus ou moins accidentées. Un MNT ASTER de 30 m de résolution a été utilisé, le modèle de rectification est celui de Toutin's implémenté dans le logiciel PCI Geomatica.

6.2.6.3 Le géoréférencement

Le géoréférencement est une action qui consiste à relier un objet et les données qui lui sont associées à sa position dans l'espace par rapport à un système de coordonnées géographiques. Dans ce cas, on a attribué aux images radars leurs coordonnées géographiques sous le logiciel BEAM. Pour les deux sites d'études, le système de projection est UTM (Universel Transverse Mercator) dans le système géodésique WGS84 zone nord Nord 29 pour le Maroc.

6.2.6.4 La réduction du chatoiement par filtrage

Afin d'améliorer la qualité de l'image radar, il est possible de réduire le chatoiement en utilisant des filtres spécifiques. Le filtre utilisé est celui de refined Lee Pol-SAR speckle filter (Lee et al., 1999), ce filtre utilisé pour une fenêtre d'une taille de 7x7 pixels.

6.2.6.5 Le Masquage de la végétation et du bâti

Il s'est avéré essentiel d'éliminer la végétation à cause de l'importance du couvert végétal. Pour ce faire, des images Landsat optiques de 30 mètres de résolution spatiale

acquises parallèlement aux images Radarsat-2 sont utilisées. Les images optiques ont permis de cartographier la végétation avec précision en calculant l'indice de végétation NDVI. À l'aide de ces images, nous avons également masqué les constructions présentes dans la zone d'étude (Figure 6.4).

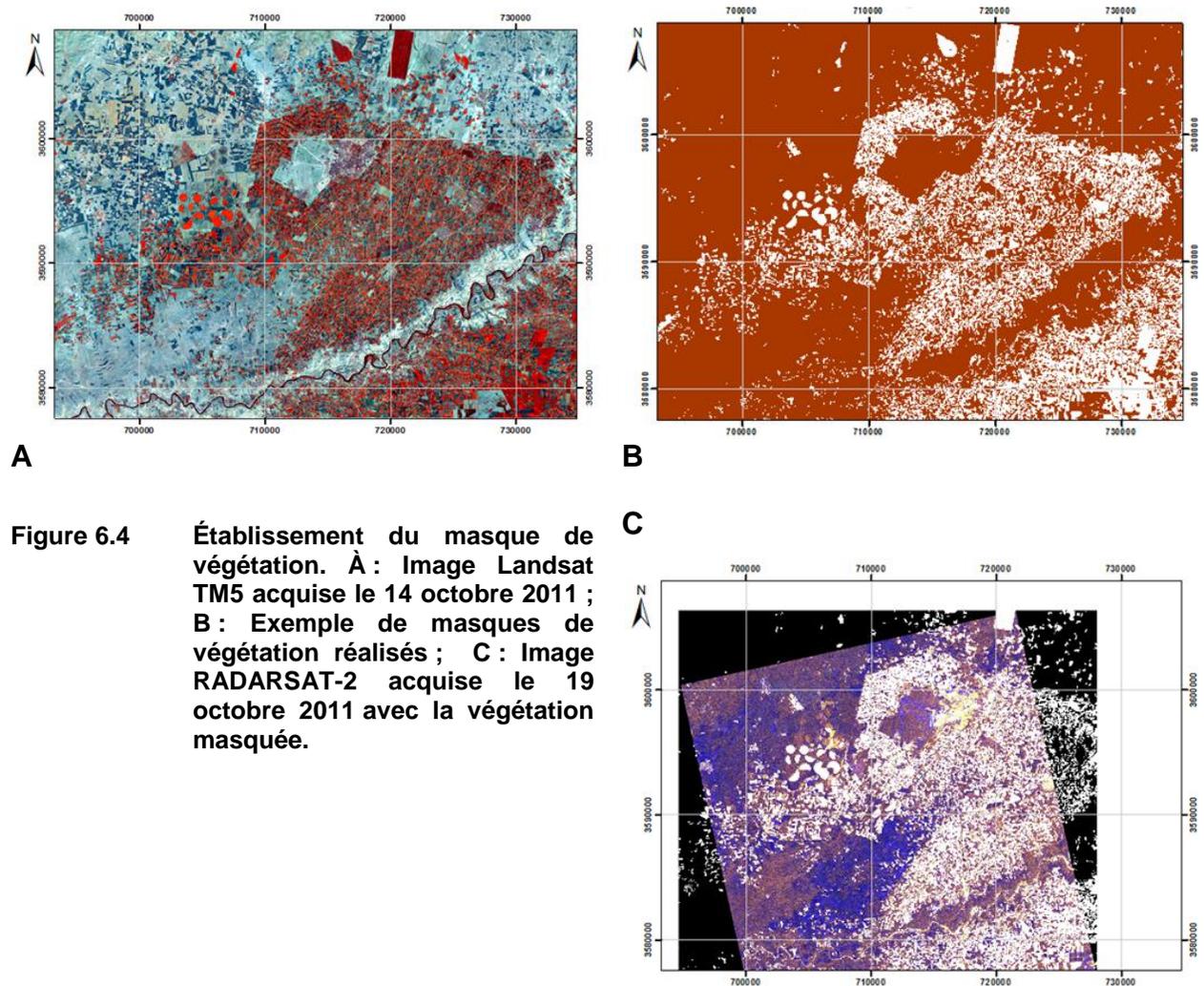


Figure 6.4 Établissement du masque de végétation. À : Image Landsat TM5 acquisite le 14 octobre 2011 ; B : Exemple de masques de végétation réalisés ; C : Image RADARSAT-2 acquisite le 19 octobre 2011 avec la végétation masquée.

6.2.7 Traitements polarimétriques

6.2.7.1 Décomposition polarimétrique

L'objectif principal de la décomposition polarimétrique est de décomposer ou d'exprimer la matrice moyenne de rétrodiffusion en une somme de matrices indépendantes représentant des éléments indépendants et d'associer un mécanisme physique avec chaque élément. Cette décomposition facilite l'interprétation du processus de rétrodiffusion et permet de calculer des nouvelles données qui sont les paramètres polarimétriques.

On trouve plusieurs théorèmes de décompositions proposées dans la littérature. Deux grandes classes de décompositions se distinguent, les décompositions cohérentes et les décompositions incohérentes (Cloude and Pottier, 1996).

a. Décompositions cohérentes (Cloude et Pottier, 1996 ; Lee et Pottier, 2009)

Les décompositions cohérentes sont l'ensemble des théorèmes développés pour une caractérisation de la rétrodiffusion d'une cible. Dans ce cas, on considère la rétrodiffusion de cette dernière comme étant une sommation de cibles pures.

b. Décompositions incohérentes

En partant des deux représentations équivalentes du signal rétrodiffusé: la matrice de covariance moyenne $[C3]$ et de la matrice de cohérence moyenne $[T3]$, les décompositions incohérentes (Figure 6.5) reposent sur ces deux matrices (Freeman and Durden; 1998).

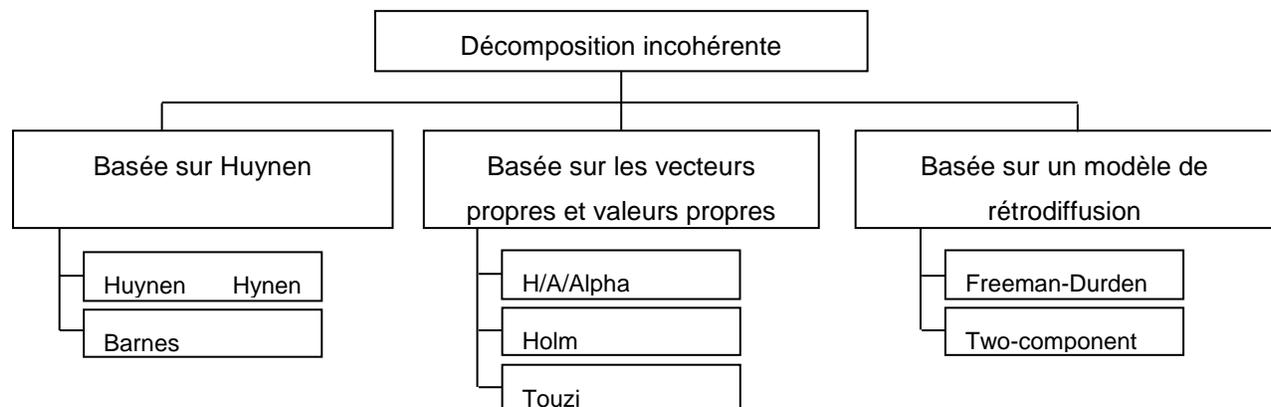


Figure 6.5 Décompositions incohérentes.

6.2.7.2 Choix des paramètres polarimétriques

Il existe une centaine de paramètres polarimétriques dans la littérature. Il était essentiel d'évaluer les paramètres ayant un éventuel potentiel d'être sensibles à la constante diélectrique du sol qui est étroitement liée à sa salinité. Une revue bibliographique des paramètres polarimétriques nous a permis de choisir 20 paramètres polarimétriques (Tableau 6.2). D'une part, le choix était basé sur la sensibilité des paramètres polarimétriques aux propriétés physiques du sol, d'autre part, nous avons étudié la plupart des paramètres caractérisant la rétrodiffusion surfacique.

Les trois paramètres polarimétriques, H, A, et α , sont invariants par rotation autour de l'axe de visée du radar et sont étroitement liés à la structure et aux propriétés géophysiques de la scène observée (Ferro-Famil and Pottier, 2001). H, A et α sont issues de la décomposition incohérente H/A/ α :

L'entropie (H) représente le comportement aléatoire de la diffusion globale. Elle varie entre 0 et 1. Une faible entropie ($H \sim 0$) représente une réflexion de surface de la cible observée. Par contre, une forte entropie ($H \sim 1$) représente une rétrodiffusion totalement aléatoire.

L'anisotropie (A) représente la distribution des deux valeurs propres les plus petites, c'est-à-dire l'importance de mécanismes de diffusion secondaires (Ferro-Famil and Pottier, 2001). Lorsque les deux mécanismes les plus petits sont égaux, A est égal à 0 ; et lorsque la probabilité du troisième mécanisme est nulle, l'anisotropie est égale à 1.

Alpha (α) représente le mécanisme de diffusion moyenne dominant. Il est calculé à partir de valeurs et vecteurs propres de la matrice de cohérence.

$\alpha = 0$ correspond à une réflexion de surface, $\alpha = 45^\circ$ correspond à une diffusion de volume et $\alpha = 90^\circ$ correspond à une double réflexion.

En outre, on a pris en compte :

Les autres paramètres de la décomposition H/A/ α :

- α_1
- Derd
- Serd

Les paramètres issus des décompositions similaires à la décomposition H/A/ α :

- TSVM alphas
- TSVM psi

Finalement, les paramètres polarimétriques qui représentent seulement la composante surfacique de la rétrodiffusion:

- Les coefficients de corrélations : Ro12, Ro13 et Ro23
- Les coefficients de rétrodiffusion : C11, C22, C33, T11, T22, et T33
- Freeman2
- VanZyl3
- Yamaguchi4

Tableau 6.2 Les 20 Paramètres polarimétriques choisis pour l'étude.

1. alpha	2. Derd
3. Alpha1	4. Entropy
5. Anisotropy	6. Freeman2
7. C11	8. Ro12
9. C22	10. Ro13
11. C33	12. Ro23
13. T11	14. TSVM alphaS
15. T22	16. TSVM psi
17. T33	18. VanZyl3
19. Serd	20. Yamaguchi4

La construction d'un modèle nécessitera notamment deux étapes principales:

- ❖ Calibration du modèle par la vérification de corrélation (confrontation des données polarimétriques aux observations de terrains), à l'aide des fonctions de régression multiples implémentées dans Matlab;
- ❖ Validation du modèle et calcul de ses paramètres de performance.

6.2.8 Calibration des modèles d'estimation de la salinité

Extraction des valeurs des paramètres polarimétriques selon les données terrain et Calibration des modèles d'estimation de la salinité (Figure 6.6).

L'étape suivante a consisté à l'élaboration des modèles généraux de régression à partir des variables conductivité électrique mesurée *in situ* et des paramètres polarimétriques (polarimétrie). Il s'agit de corrélérer la CE avec les paramètres polarimétriques. Des modèles de régression multiple exponentiels ont été les mieux adaptés.

Pour chercher de bons résultats de calibration, on a procédé à une calibration des paramètres polarimétriques par parcelle d'environ 60 m² (fenêtre de 7x7 pixels) et par classe d'interpolation de la conductivité électrique mesurée sur le terrain. L'extraction des valeurs des pixels est faite à l'aide d'un modèle automatique sous PCI geomatica. Ensuite, les statistiques des régions d'intérêts (fenêtres 7x7 et classes de salinité sont exportées sous format 'Excel' pour les traiter sous Matlab.

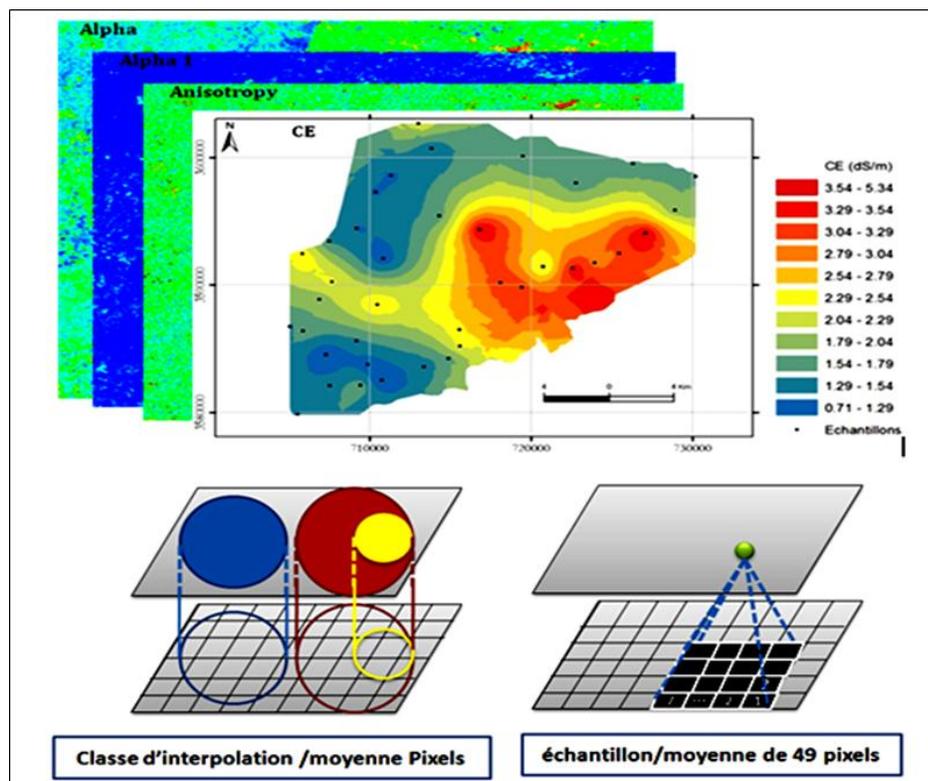


Figure 6.6 Superposition des paramètres polarimétriques avec les données de terrain et les deux techniques de calibration des modèles d'estimation.

6.2.9 Validation des modèles développés

Calcul des corrélations entre les valeurs extraites et les données terrain par la régression multiple pas à pas (StepWise) ainsi que la validation des modèles développés. La corrélation entre les valeurs extraites à partir des différents paramètres polarimétriques, et les mesures de conductivité électrique sur le terrain est réalisée à l'aide de l'outil de régression. Cette étape permet de calculer les équations des modèles d'estimation de la conductivité électrique, de valider les modèles développés et de calculer leurs paramètres de performances. La corrélation est réalisée par la fonction de régression. La fonction pas à pas permet de calculer la corrélation entre la variable expliquée (conductivité électrique) et plusieurs variables explicatives (paramètres polarimétriques) en même temps. La régression pas à pas est conçue pour trouver l'ensemble le plus efficace des variables explicatives dans la prédiction de la variable expliquée. Les variables sont ajoutées à l'équation à la fois, en utilisant le critère statistique pour optimiser le R^2 des variables incluses.

Quatre indices sont utilisés pour évaluer la performance des modèles : le coefficient de détermination (R^2), le biais relatif (BIASr), la racine de l'erreur quadratique moyenne relative (RMSEr), et Nash-Sutcliffe (NR). Ces derniers évaluent la performance du modèle en comparant les valeurs estimées à la valeur moyenne observée sur l'ensemble des données (Krause et al., 2005).

Le R^2 est défini comme la valeur au carré du coefficient de corrélation. Il est calculé selon l'équation 3 (voir la section 4.2.4):

Le BIASr et le RMSEr sont calculés respectivement selon l'équation 9 et 10 (voir la section (5.3.3).

Le Nash sutcliffe est une norme statistique qui détermine l'importance relative de la variance résiduelle par rapport à la variance des données mesurées (Nash et Sutcliffe, 1970). Il est calculé comme suit:

$$Nr = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{O_i - Es_i}{O_i} \right)^2}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{O_i - \bar{O}}{\bar{O}} \right)^2} \quad (11)$$

Avec n est la taille de l'échantillon, O et E_s sont les valeurs observées et les valeurs estimées, \bar{O} et \bar{E}_s sont les moyennes des valeurs observées et des valeurs estimées.

La valeur de NR est comprise entre $-\infty$ et 1,0, avec NR= 1 étant la valeur optimale. Les valeurs comprises entre 0 et 1,0 sont généralement considérées comme un niveau acceptable de performance, tandis que les valeurs <0 indique une performance inacceptable (Moriasi et al., 2007).

La méthodologie adoptée lors des traitements des données nous a permis d'élaborer une base de données géographique qui intègre à la fois la conductivité électrique du sol et les données polarimétriques générées des images radars.

6.3 Résultats et discussion

6.3.1 Résultats des analyses au laboratoire et des traitements géostatistiques

6.3.1.1 Statistique descriptive

Les résultats des analyses du laboratoire ont confirmé la présence de trois classes de sols en fonction de la salinité des 5 premiers cm:

- Classe 1 une faible salinité ;
- Classe 2 salinité moyenne ;
- Classe 3 une forte salinité.

Les écarts types de la conductivité électrique durant la première et la deuxième campagne sont relativement élevés. Ceci est expliqué par un écart important entre un minimum de 0.7 dS/m pour la première campagne et de 1,1 dS/m pour la deuxième campagne et un maximum de 11.9 ds/m pour les deux campagnes.

6.3.1.2 Cartes de la salinité

a. Carte de la salinité de la première campagne

Comme il a été mentionné dans la méthodologie, l'élaboration de la carte de la salinité, nécessite d'abord l'étude de la structure spatiale de la variable à l'aide d'un variogramme. La [Figure 6.7](#) représente le variogramme de la première campagne.

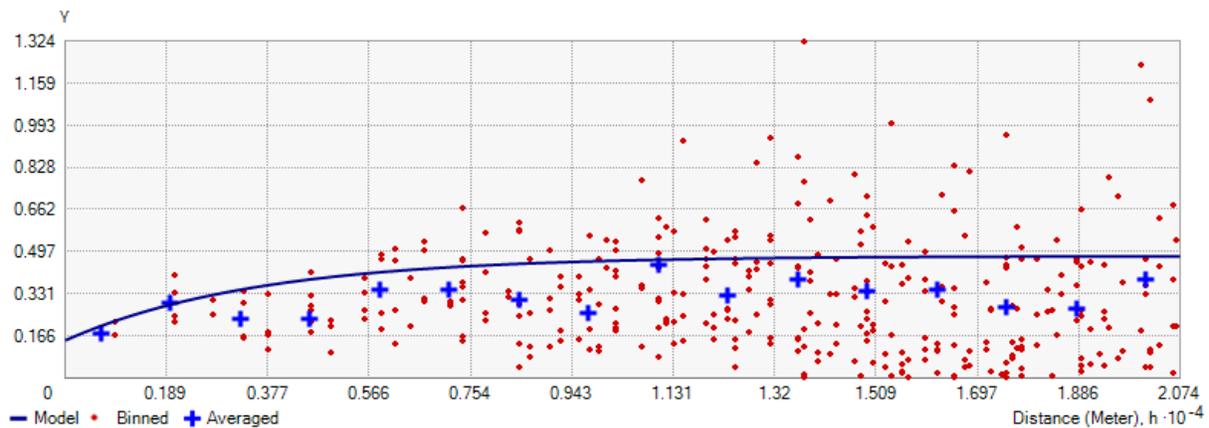


Figure 6.7 Variogramme de la première campagne 27 septembre 2011.

L'axe des abscisses représente les différentes distances séparant des couples de points expérimentaux. Ces distances sont nommées « pas ». En ordonnée sont représentées les valeurs des semi-variances.

Ce variogramme a été calculé avec un pas de 1300 m. Il a été auto ajustée par un modèle exponentiel. L'auto ajustement de ce modèle a été effectuée à l'aide du critère des moindres carrés. La variable CE a été considérée comme isotropique c'est-à-dire qu'il n'y a pas un effet directionnel et que la variable varie de la même manière dans toutes les directions.

Ce variogramme montre d'abord un effet pépité lié soit à l'erreur analytique de mesure de la CE, soit à une variation à très courte échelle.

On remarque que jusqu'à un pas de 7540 m le variogramme est croissant. Les écarts moyens entre les observations augmentent quand la distance séparant ces observations augmente.

Au-delà de 7540 m, le variogramme reste constant, quelle que soit la distance. On parle, alors pour cette gamme de distance (>7540 m), de distance d'indépendance spatiale entre les observations. Donc nous pouvons supposer que jusqu'à une distance de 7540 m séparant deux points d'observations, ces couples de points sont liés et que la variable est spatialisable. Dans notre cas, les points d'observations sont espacés de

1300 m d'où la collecte des échantillons est faite à chaque fois qu'il y a un problème de salinité.

Finalement, une carte de salinité pour la première campagne a été élaborée sous ARCGIS (Figure 6.8).

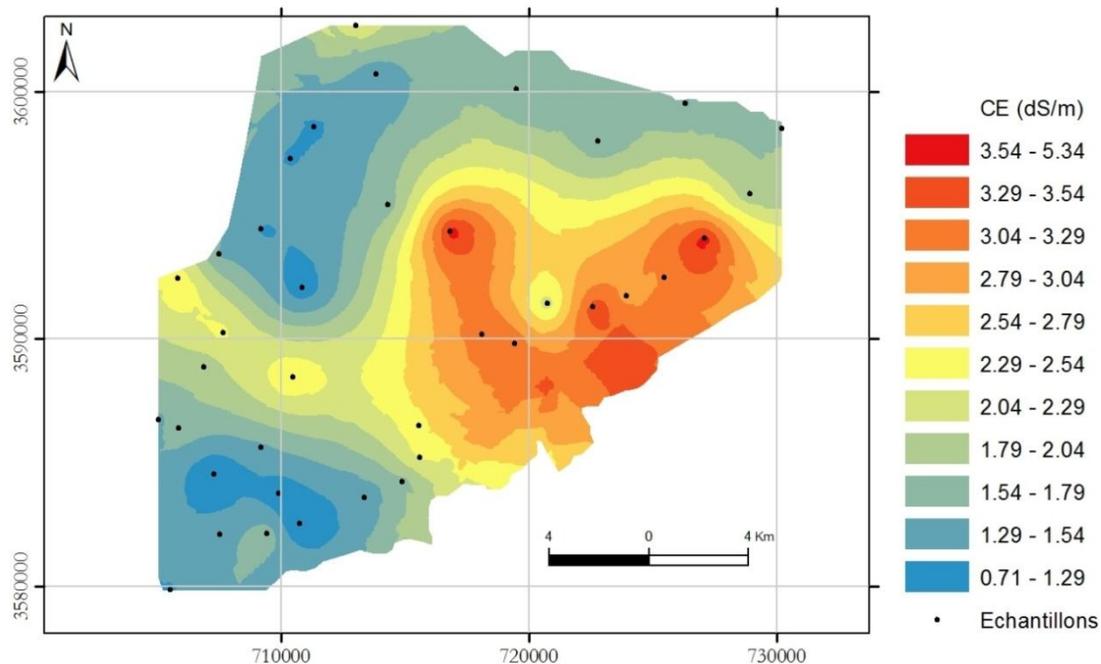


Figure 6.8 Carte de la salinité de la plaine de Tadla de la première campagne 27 septembre 2011.

Les valeurs de la CE varient de 0.71ds/cm à 5.34ds/cm. Durant la première campagne, on constate que la salinité est faible dans la majorité du site d'étude. Sauf que dans quelques zones, où les sols sont moyennement salins.

b. Carte de la salinité de la deuxième campagne

Le variogramme de la deuxième campagne est illustré dans laFigure 6.9. Ce variogramme a été calculé avec un pas de 814m. Il a été auto ajustée par un modèle exponentiel. Dans ce cas aussi, la variable CE a été considérée comme isotropique c'est-à-dire qu'il n'y a pas un effet directionnel et que la variable varie de la même manière dans toutes les directions.

Il atteint un palier à 4440m donc la distance d'indépendance spatiale est plus courte que celle fournie par la première campagne. Ceci peut être expliqué par la variation du

nombre d'échantillons à cause du changement des conditions physiques de terrain ainsi que par l'augmentation de la valeur de la salinité comme il est indiqué sur la carte (Figure 6.10). La salinité est de 1.1 ds/m allant jusqu'à 10.4 ds/m.

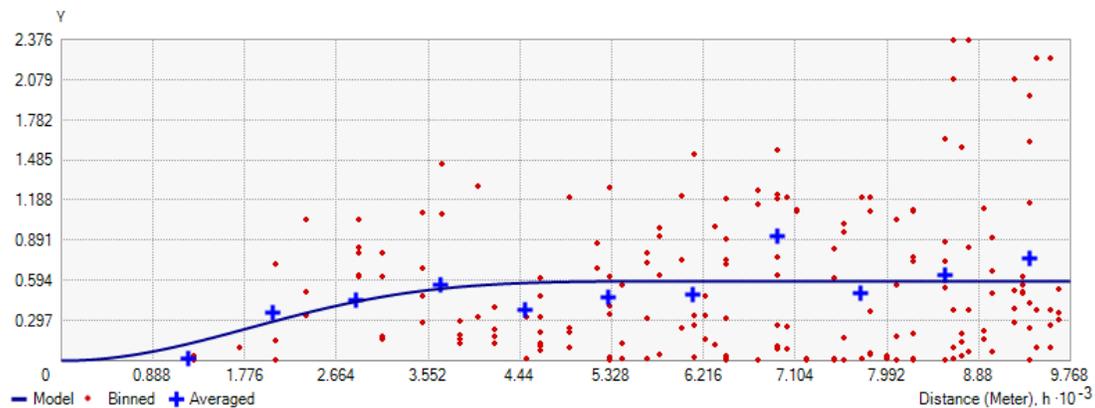


Figure 6.9 Variogramme de la deuxième campagne 24 octobre 2011.

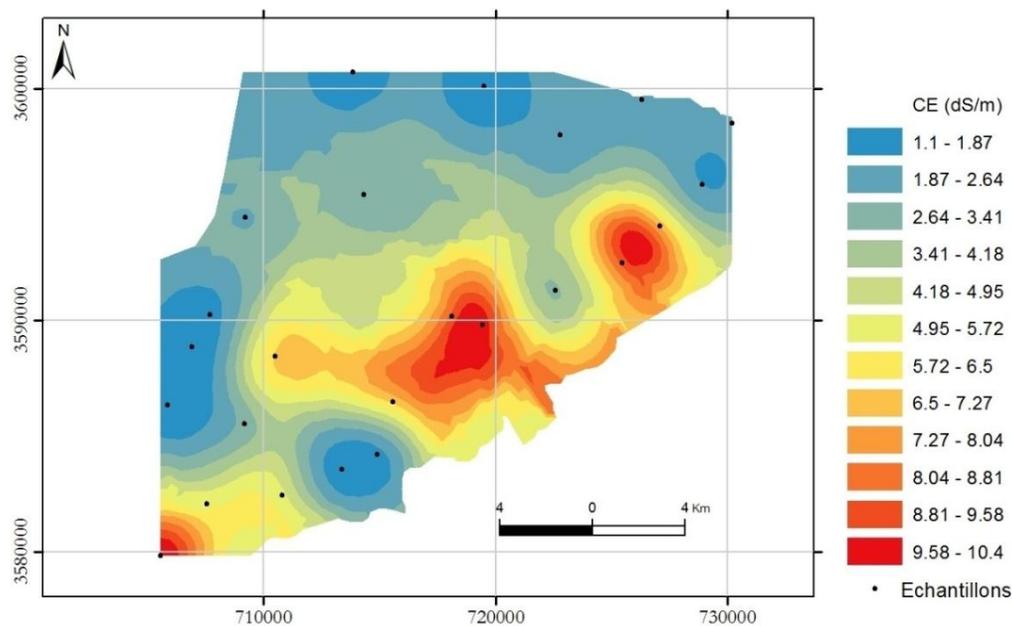


Figure 6.10 Carte de la salinité de la plaine de Tadla pour la deuxième campagne 24 octobre 2011.

c. Carte de la salinité de la troisième campagne

Le variogramme de la troisième campagne (Figure 6.11) a été calculé avec un pas de 2200 m. Il a été auto ajustée par un modèle exponentiel. Dans ce cas aussi, la variable CE a été considérée comme isotropique.

À une distance de 6000 m, le variogramme reste constant, quelle que soit la distance. Au-delà de cette distance, la variable n'est plus spatialisable.

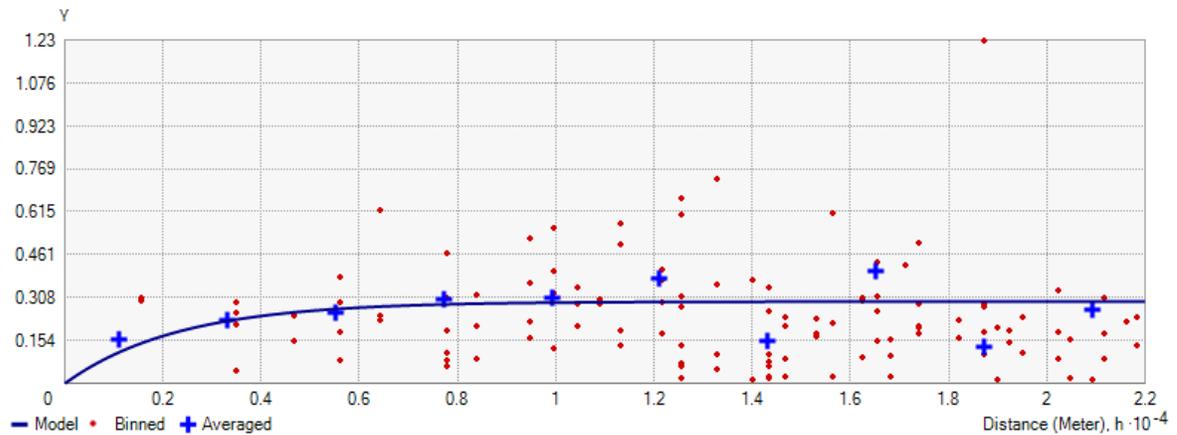


Figure 6.11 Variogramme de la troisième campagne 18 novembre 2011.

La carte de la salinité (Figure 6.12) obtenue suite à ce variogramme montre une diminution des valeurs de la salinité due à la pluviométrie enregistrée avant cette campagne qui a engendré une lixiviation des sels.

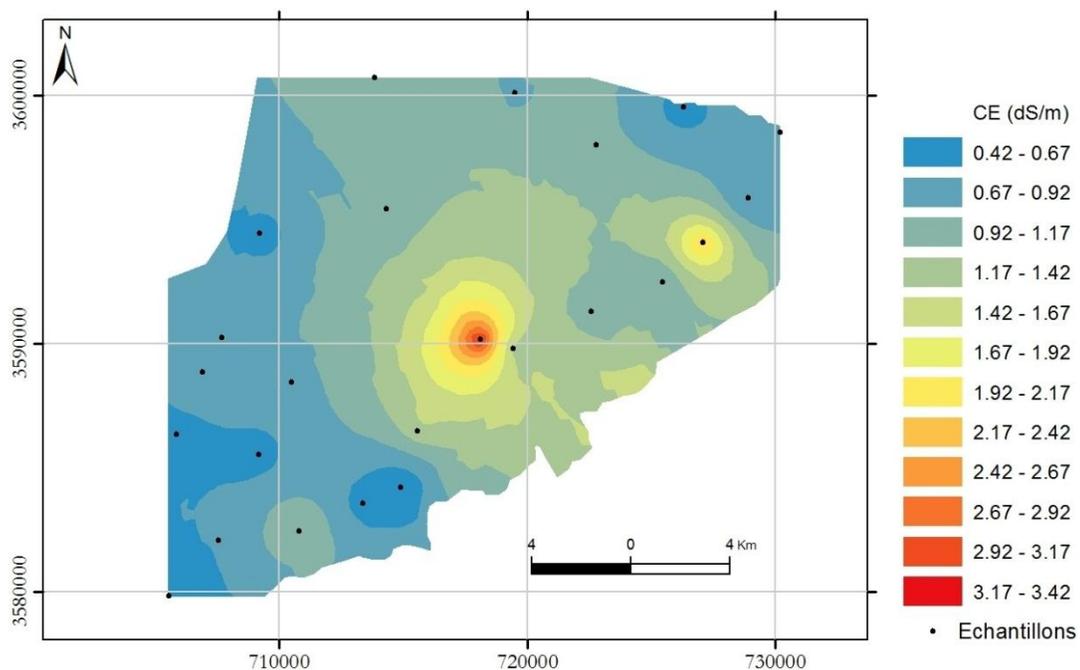


Figure 6.12 Carte de la salinité de la plaine de Tadla pour la troisième campagne 18 novembre 2011.

Sachant que l'humidité du sol est assurée en grande partie par la pluviométrie. Nous avons pensé à analyser les précipitations enregistrées durant les campagnes du terrain. La [Figure 6.13](#) illustre le diagramme de la pluviométrie correspondant.

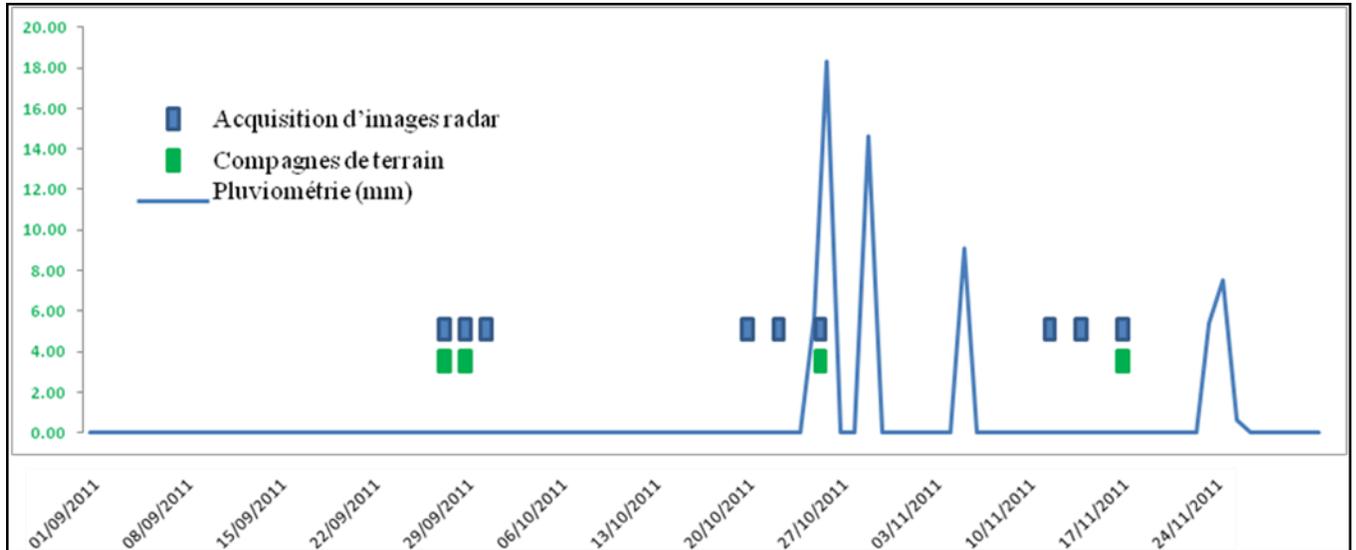


Figure 6.13 Diagramme récapitulant la pluviométrie enregistrée et la date d'acquisition des images et des campagnes de terrain.

L'acquisition des images radars et les mesures du terrain durant la première période coïncident avec des précipitations nulles indiquant une faible humidité du sol, la première pluie enregistrée date du 25 octobre après midi soit quelques heures après l'acquisition de l'image et les prélèvements du terrain de la deuxième campagne.

6.3.2 Résultats des traitements polarimétriques

6.3.2.1 Développement des modèles d'estimation de la CE et leurs validations

On a utilisé deux techniques de calibration pour développer un modèle d'estimation de la salinité des sols. Tout d'abord, le modèle est calibré localement dans une fenêtre de taille 7x7 pixels, la seconde technique de calibration est faite en utilisant la segmentation du site basée sur les classes d'interpolation de la CE mesurée *in situ*. La [Figure 6.14](#) présente deux exemples de calibration et de validation des modèles.

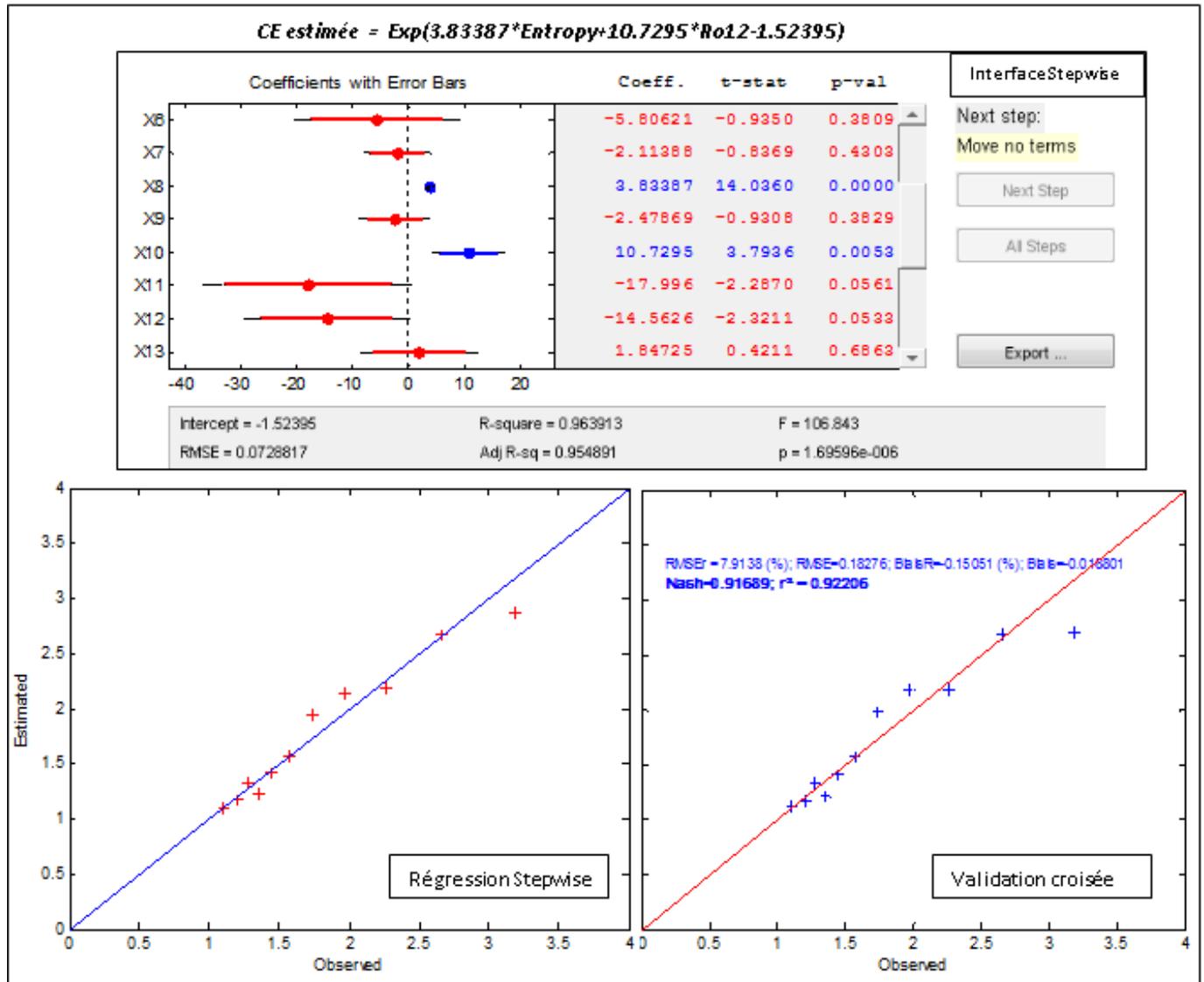


Figure 6.14 Calibration par classe d'interpolation et validation du modèle développé pour l'image FQ9 du 27/09/11.

6.3.2.2 Analyse des résultats obtenus

L'approche de calibration par classe fournit une estimation plus précise que l'approche de calibration par fenêtre de 7x7 pixels. Ceci peut être expliqué par l'incertitude causée par le bruit des images radars qui diminue dans des grandes unités d'estimation. La sensibilité à la salinité du sol a été évaluée pour 20 paramètres polarimétriques cohérents et incohérents.

Le

Tableau 6.3 montre les meilleurs résultats obtenus. Les modèles d'estimation de CE développés et leurs validations sont mis en annexe (**Annexe A**).

Tableau 6.3 Paramètres de performance des modèles calculés (calibration par classe).

Paramètres de performance	FQ9 27/09/11	FQ26 30/09/11	FQ22 20/10/11	FQ16 19/10/11	FQ9 21/10/11	FQ16 12/11/1	FQ9 14/11/11	FQ26 17/11/11
R²	0.92	0.89	0.98	0.85	0.67	0.74	0.96	0.81
Nash	0.91	0.89	0.98	0.84	0.66	0.69	0.93	0.79
RMESr (%)	7.90	8.01	3.78	37.97	36.9	29.31	16.5	30.45
BIASr (%)	-0.15	0.06	0.04	7.30	5.20	2.14	-0.08	6.75
Paramètres polarimétriques explicatifs	Entropy Ro12	C11 C22 Ro12	Ro12	Derd Ro23	Entropy C1 Derd	Entropy Ro12 C11	Entropy Ro13 Ro23	Entropy C22 Serd

À partir de ces résultats, nous avons pu mettre en évidence le potentiel des paramètres polarimétriques extraits à partir des données Radarsat-2 pour l'estimation de la salinité des sols agricoles dans un système intensif (cultures irriguées) caractérisé par une salinité des sols secondaire.

Les résultats obtenus sont concluants, ils indiquent que certains paramètres polarimétriques sont étroitement liés à la salinité des sols observés. En effet, cette étude a permis de tirer les conclusions suivantes:

- ❖ Les données polarimétriques de RADARSAT-2 sont prometteuses pour l'estimation de la salinité des sols.

- ❖ La régression multiple pas à pas (stepwise) a permis de trouver les paramètres les plus corrélés à la salinité du sol.
- ❖ Certains paramètres polarimétriques ont montré un grand potentiel pour caractériser la salinité du sol à savoir l'entropie H, le coefficient de corrélation Ro12 et C11. En effet, les paramètres Entropy et Ro12 ont présenté une grande sensibilité à la salinité des sols quel que soit l'angle d'incidence. Par contre, le paramètre C11 n'est sensible que dans les grands-angles d'incidence.
- ❖ Le calibrage de la modélisation de la salinité des sols sur la base d'une grande unité d'agrégation donne un modèle plus précis, ce qui est justifié par les bonnes précisions des modèles développés à partir des classes de salinité contrairement aux modèles issus d'une calibration par fenêtre 7x7pixels.

6.4 Conclusion

Des prélèvements de sols et des mesures de conductivité électrique sont effectués parallèlement à l'acquisition des images radars afin de pouvoir évaluer l'apport des paramètres polarimétriques dans l'estimation et la cartographie de salinité des sols et de vérifier si la dynamique spatiale de la salinité des sols peut être détectée par le signal radar. La détermination de la configuration optimale pour l'estimation de la CE en fonction des paramètres polarimétriques a montré que la décomposition polarimétrique des données RADARSAT-2 est prometteuse dans l'estimation de la salinité des sols. La précision de cette estimation a été améliorée en utilisant une régression multiple stepwise qui a permis de trouver les paramètres polarimétriques les plus sensibles à la salinité du sol.

L'objectif de ce travail étant atteint et a pu donner une idée générale sur le meilleur angle d'incidence et le meilleur paramètre polarimétrique pour la modélisation de la salinité à partir des données RSO. De tels repères pourraient être de grande utilité pour des travaux de recherches ultérieurs, qui se consacraient au suivi du phénomène de la salinisation des sols par la technique polarimétrique.

Cependant et afin d'affiner les résultats obtenus, plusieurs points doivent être considérés tels que :

- ❖ Élargir le maillage des échantillons de sols à étudier. En effet, pour obtenir des meilleures estimations, il est préférable que la taille de l'échantillon soit la plus grande possible.
- ❖ Quantifier la rugosité de la surface. Certes, se contenter de décrire cette caractéristique du sol sans la calculer, ne nous permet pas d'atteindre le degré de précision souhaitable.
- ❖ Tester, en plus, l'effet « texture du sol » et l'humidité sur l'estimation de la conductivité électrique.

7. CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVE

7 CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVE

7.1 Conclusions

Le travail présenté avait comme objectif général de modéliser et de cartographier la salinité des sols dans le périmètre irriguée de Béni Amir en utilisant les indices spectraux issus des images satellitaires optiques du Satellite Landsat. Également, la détection de la variation spatiale de ce phénomène environnemental a été testée par les images Radar.

Les résultats ont démontré que l'utilisation des indices spectraux de salinité des sols comme des variables indépendantes dans un modèle d'estimation de la salinité des sols offre un outil performant rapide et moins coûteux pour la cartographie et le suivi spatiotemporel de la salinité des sols dans les terres irriguées. La synergie entre les indices spectraux et les mesures de CE est une technique puissante pour établir une des cartes de la salinité des sols des grands territoires et avec une résolution spatiale très fine pouvant atteindre le niveau de la parcelle, la chose qui n'était pas possible en utilisant les méthodes traditionnelles de suivi des sols salins. L'évaluation de l'efficacité des indices spectraux de salinité a montré que les bandes spectrales du visibles sont plus sensibles à la salinité des sols, ce qui a été prouvé par la performance des indices basés sur les bandes de ce domaine du spectre, particulièrement, l'indice SI ayant plus forte corrélation avec la CE dans notre zone d'étude. Dans le même sens, l'analyse des signatures spectrales des différentes classes de sols confirme l'utilité des bandes spectrales du visible et du Proche Infra-Rouge dans la discrimination des sols salins et des sols non salins à l'encontre des bandes spectrales du Moyen Infra-Rouges MIR1 et MIR2. De plus, les résultats ont montré que la régression multiple a été utilisée pour trouver les indices spectraux les plus corrélés avec la salinité des sols pour l'élaboration d'un modèle satisfaisant.

En outre, le nouvel indice OLI-SI a montré une bonne performance dans la modélisation et le suivi spatiotemporel de la salinité dans le périmètre irrigué de Tadla. L'intégration des bandes du visible du Satellite Landsat a renforcé l'indice OLI-SI et a permis une

bonne caractérisation des sols salins. Par ailleurs, les cartes obtenues et les statistiques de végétation montrent une diminution des activités agricoles dans les terres du sud-ouest situées en aval hydraulique; cela est dû à la stérilisation des terres agricoles par la salinisation comme il a été observé dans les campagnes de terrain. Les résultats de cette étude montrent l'utilité des indices spectraux pour le suivi de la salinité du sol et proposent une aide pour la gestion optimale des ressources en eaux d'irrigation et le contrôle de la salinisation des sols irrigués dans la plaine de Tadla.

Quant à la télédétection Radar, la détermination de la configuration optimale pour l'estimation de la CE en fonction des paramètres polarimétriques a montré que la décomposition polarimétrique des données RADARSAT-2 est prometteuse dans l'estimation de la salinité des sols. En effet, certains paramètres polarimétriques ont montré un grand potentiel pour caractériser la salinité du sol à savoir l'entropie H, le coefficient de corrélation Ro12 et C11. En effet, les paramètres Entropy et Ro12 ont présenté une grande sensibilité à la salinité des sols quel que soit l'angle d'incidence. Par contre, le paramètre C11 n'est sensible que dans les grands-angles d'incidence.

7.2 Perspectives

En perspective, trois travaux sont en cours de réalisation à savoir :

- ❖ L'application de l'indice OLI-SI dans d'autres zones d'études de différents contextes géographique et agricole en l'occurrence, la Tunisie, l'Iran et l'Irak.
- ❖ L'évaluation du potentiel des différentes classifications supervisées à savoir Maximum de vraisemblance, Support Vector Machine et Spectral Angle Mapper dans la cartographie de la salinité des sols agricoles de Tadla.
- ❖ En Radar, la combinaison des paramètres polarimétriques et les paramètres pédomorphologiques (Pédologie, MNT) pour la modélisation de la salinité des sols.

BIBLIOGRAPHIE

Liste des références

- Abbas A., S. Khan, N. Hussain, M.N. Hanjra, and S. Akbar, "Characterizing soil salinity in irrigated agriculture using a remote sensing approach" J. Phys. Chem. Earth. 2011. doi:10.1016/j.pce.2010.12.004.
- Abbas, A., Khan, S., Hussain, N., Hanjra, M.A., Akbar, S., 2013. Characterizing soil salinity in irrigated agriculture using a remote sensing approach. Phys. Chem. Earth Part A/B/C. 55-57, 43-52. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.pce.2010.12.004>
- Al awaji, M.H., Heakal, M.S., Al asheikh, A., Reda, M., 1991. Distribution and composition of salts in sand dunes overlying salt flats of coastal desert, Saudi
- Al-khaier F., "Soil Salinity detection using satellite Remote Sensing. International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation," Enschede, the Netherlands. 2003. pp. 61.
- Allbed A., L. Kumar and P. Sinha, "Mapping and Modelling Spatial Variation in Soil Salinity in the Al Hassa Oasis Based on Remote Sensing Indicators and Regression Techniques," Remote Sens. 2014. 6, 1137-1157; doi: 10.3390/rs6021137.
- Allbed, A., Kumar, L., 2013. Soil Salinity Mapping and Monitoring in Arid and Semi-Arid Regions Using Remote Sensing Technology: A Review. Adv. Remote Sens. 02, 373-385. doi: <http://dx.doi.org/10.4236/ars.2013.24040>
- Allbed, A., Kumar, L., 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 Sens. 6, 1137-1157. doi: <http://dx.doi.org/10.3390/rs6021137>
- Aly, Z., Bonn, F., Magagi, R., 2004. Modeling the backscattering coefficient of salt affected soils: Application to Wadi el Natrun Bottom, Egypt .EARSeLeProceeding 3.p 372-381.
- Antipolis, S., 2003. Les menaces sur les sols dans les pays méditerranéens. Plan bleu.
- Antipolis, S., 2003. Les menaces sur les sols dans les pays méditerranéens. Plan bleu. 80 pages.
- Arbol, I.P., Yadav, J.S.P., Massoud, F.I., 1988. Salt affected soils and their management. In: 39, F.s.b. (Ed.), Rome.
- Badraoui, M., 2003b. Présentation succincte du Tadla.
- Bannari A., A.M. Guedon, A. El-Harti, F.Z. Cherkaoui and A. El-Ghmari, "Characterization of slightly and moderately saline and sodic soils in irrigated agricultural land using simulated data of advanced land imaging (EO-1) sensor, " Communications in Soil Science and Plant Analysis 39 (19). 2008. 2795–2811.
- Bannari, A., Guedon, A.M., El- Harti, A., Cherkaoui, F.Z., El- Ghmari, A., 2008. Characterization of Slightly and Moderately Saline and Sodic Soils in Irrigated

- Agricultural Land using Simulated Data of Advanced Land Imaging (EO- 1) Sensor. *Commun. Soil Sci. Plan. Anal.* 39, 2795-2811. doi:<http://dx.doi.org/10.1080/00103620802432717>
- Barbouchi, M., Abdelfattah, R., Chokmani, K., Ben Aissa, N., Lhissou, R., El Harti, A., 2015. Soil Salinity Characterization Using Polarimetric InSAR Coherence: Case Studies in Tunisia and Morocco. *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. in Remote Sens.* 8, 3823-3832. doi: <http://dx.doi.org/10.1109/jstars.2014.2333535>
- Bellouti A., F. Cherkaoui, M. Benhida, A. Debbarh, B. Soudib, M. Badraoui "Mise en place d'un système de suivi et de surveillance de la qualité des eaux souterraines et des sols dans le périmètre irrigué du Tadla, au Maroc," Montpellier, France. 2002.
- Bellouti, A., Cherkaoui, F., Benhida, M., Debbarh, A., Soudi, B., Badraoui, M., 2002. Mise en place d'un système de suivi et de surveillance de la qualité des eaux souterraines et des sols dans le périmètre irrigué du Tadla, au Maroc, Atelier du PCSI (Programme Commun Systèmes Irrigués) sur une Maîtrise des Impacts Environnementaux de l'Irrigation. Cirad - IRD - Cemagref, Montpellier, France, p. 11 p. <http://hal.cirad.fr/cirad-00180737>
- Bonnet, E., 2004. Photographie aérienne.
- Bouaziz M., J. Matschullatb and R. Gloaguen, "Improved remote sensing detection of soil salinity from a semi-arid climate in Northeast Brazil," *C. R. Geoscience* 343. 2011. pp. 795–803.
- Bouaziz, M., Matschullat, J., Gloaguen, R., 2011. Improved remote sensing detection of soil salinity from a semi-arid climate in Northeast Brazil. *C. R. Geosci.* 343, 795-803. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.crte.2011.09.003>
- Burgess D. W., P. Lewis, and J. P. Muller, "Topographic Effects in AVHRR NDVI Data," *Remote Sensing of Environment*, vol. 45. 1995. p. 223-232.
- Chahbi. À, 2010., Analyse et estimation de l'état hydrique et de la salinité du sol sur la plaine de Kairouan par télédétection radar. Mémoire de master. Institut national agronomique de la Tunisie. 65p.
- Chander, G., Markham, B.L., Helder, D.L., 2009. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sens. Environ.* 113, 893-903. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.007>
- Chavez, P.S., 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sens. Environ.* 24, 459-479. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90019-3](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(88)90019-3)
- Chen, X., Vierling, L., Deering, D., 2005. A simple and effective radiometric correction method to improve landscape change detection across sensors and across time. *Remote Sens. Environ.* 98, 63-79. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2005.05.021>

- Chikhaoui, M., Merzouk, A., Lacaze, B., Madramootoo, C., 2010. ÉTUDE DE LA DÉGRADATION DES SOLS EN MILIEU SEMI-ARIDE À L'AIDE DE L'APPROCHE NEURONALE ET DE
- Cloude, S. R., & Pottier, E., 1996. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34, 498–518.
- Debbarh, A., Badraoui, M., 2003. Etude de l'impact de l'irrigation sur l'environnement cas du perimetre du Tadla. Vers une maîtrise des impacts environnementaux de l'irrigation. p 14.
- Debbarh, A., Hammani, A., 1991. Etude de l'impact de l'irrigation sur l'environnement cas du perimetre du Tadla.
- Dehaan, R.L., Taylor, G.R., 2002. Field-derived spectra of salinized soils and vegetation as indicators of irrigation-induced soil salinization. *Remote Sens. Environ.* 80, 406-417. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00321-2](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00321-2)
- Demontoux, F. Le crom, B. Ruffié, G. Wigneron, J.P. Grant, J.P. Heather Lawrence F. , 2007., Étude d'un modelé d'inversion liant l'émissivité a l'humidité des sols. Contribution a la mise au point de l'algorithme de la mission SMOS. Journées Franco-Maghebines des Micro-ondes et de leurs Applications, Fes : Maroc (2007).
- Douaoui A.K., N. Hervé and C. Walter, "Detecting salinity hazards within a semiarid context by means of combining soil and remotesensing data," *Geodema* Vol. 134. 2006. pp.217–230.
- Du, Y., Teillet, P.M., Cihlar, J., 2002. Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite images with quality control for land cover change detection. *Remote Sens. Environ.* 82, 123-134. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00029-9](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00029-9)
- Eckhardt, D.W., Verdin, J.P. and Lyford, G.R., 1990. Automated Update of an Irrigated Lands GIS Using SPOT HRV Imagery. *Photogrammetric Engineering and RemoteSensing*, 59 (11): 1515-1522.
- El Harti Abderrazak, Lhissou Rachid, Chokmani Karem, Ouzemou Jamal-eddine, Hassouna Mohamed, Bachaoui El Mostafa, El Ghmari Abderrahmene. Spatiotemporal monitoring of soil salinization in irrigated Tadla Plain (Morocco) using satellite spectral indices. 2016. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 50, 64-73.
- Fakhi, S., Aadjour, M., Fedan, B., Andres, Y., Abbe, J., Bandombele, M., Morabet, A., El morabet, A., 2002. Analyse géochimique par spectrométrie gamma et par fluorescence X (EXDRF) des dépôts mésozoïques des forages OYB-1 et NDK-2 (bassins de Doukkala et d'Essaouira, Maroc). *Bulletin de l'institut scientifique, Rabat section science de la terre* 24, 59-69.
- FAO, "Land Resource Potential and Constraints Statistics at Country and Regional Level. Food and Agriculture Organization," 2010.

- FAO, 2002. Le sel de la terre: un danger pour la production vivrière. Sommet mondial de l'alimentation.
- FAO, 2002. The salt of the earth: hazardous for food production, World Food Summit. Five years later. Food and Agriculture Organization of the United Nations, 10-13 June, Rome, Italy. <http://www.fao.org/worldfoodsummit/focus1.htm>
- Farifteh J., A. Farshad and R.J. George, "Assessing salt-affected soils using remotesensing, solute modelling, and geophysics," *Geoderma* 130 (3–4). 2006. pp.191–206.
- Farifteh, J., 2007. Imaging spectroscopy of salt-affected soils: Model-based integrated method. International Institute for Geo-information Science and Earth Observation (ITC) and Utrecht University.
- Farifteh, J., Van der Meer, F., Atzberger, C., Carranza, E.J.M., 2007. Quantitative analysis of salt-affected soil reflectance spectra: A comparison of two adaptive methods (PLSR and ANN). *Remote Sens. Environ.* 110, 59-78. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2007.02.005>
- Farifteh, J., van der Meer, F., van der Meijde, M., Atzberger, C., 2008. Spectral characteristics of salt-affected soils: A laboratory experiment. *Geoderma* 145, 196-206. doi: 10.1016/j.geoderma.2008.03.011
- Ferro-Famil, L., Pottier, E., & Lee, J. S., 2001. Unsupervised classification of multifrequency and fully polarimetric SAR images based on the H/A/alpha-Wishart classifier. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39, 2332–2342.
- Fraser D. and S. Joseph, "Mapping soil salinity in the Murray Valley (NSW) using satellite imagery," *Proceedings of the 9th Australasian Remote Sensing and Photogrammetry Conference, Australia*. vol. 1. Paper Nr. 127. 1998.
- Freeman A. and Durden S. L. 1998. A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 36, 963–973 (1998)
- Fung A. K., Li Z. et Chen, K. S. 1992. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing* 30, pp 356-369.
- Gauthier, J., 2010. La planification des interventions en milieu naturel à l'aide des outils de la photointerprétation.
- Gouaidia L., O. Guefaïfia, A. Boudoukha, M. LaidHemila and C. Martin, "Evaluation de la salinité des eaux souterraines utilisées en irrigation et risques de dégradation des sols : exemple de la plaine de Meskiana (Nord-Est Algérien), " *Physio-Géo [En ligne]*, Vol, 6. 2012. DOI :10.4000/physio-geo.2632.
- Grissa, M., Abdelfattah, R., Mercier, G., Zribi, M., Chahbi, A., Lili-Chaabane, Z., 2011. Empirical model for soil salinity mapping from SAR data *IEE*.1099-1102.
- Hadjimitsis, D.G., Clayton, C.R.I., Retalis, A., 2009. The use of selected pseudo-invariant targets for the application of atmospheric correction in multi-temporal studies using satellite remotely sensed imagery. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 11, 192-200. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2009.01.005>

- Hamzeh, S., Naseri, A.A., AlaviPanah, S.K., Mojaradi, B., Bartholomeus, H.M., Clevers, J.G.P.W., Behzad, M., 2013. Estimating salinity stress in sugarcane fields with spaceborne hyperspectral vegetation indices. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 21, 282-290. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2012.07.002>
- Haut Commissariat au Plan (HCP), Direction régionale de Tadla-Azilal. Monographie de la région Tadla Azilal, 2012.
- Hchicha, M., 2007. Les sols salés et leur mise en valeur
- Herrero, J., Pérez-Coveta, O., 2005. Soil salinity changes over 24 years in a Mediterranean irrigated district. *Geoderma* 125, 287-308.
- Holah, N., 2005. Potentiel des nouveaux capteurs radar multipolarisation et polarimétrique pour la caractérisation des états de surface en milieu agricole. Thèse présentée à l'université d'Orléans p. 247.
- IDNP. Indo-Dutch Network Project, "A Methodology for Identification of Waterlogging and Soil Salinity Conditions Using Remote Sensing," Central Soil Salinity Research Institute, India. 2003. p. 78.
- IPTRID-FAO, 2006. Conférence électronique sur la salinisation : Extension de la salinisation et Stratégies de prévention et réhabilitation., FAO, Février-Mars 2006.
- IPTRID-FAO, 2006. Conférence électronique sur la salinisation : Extension de la salinisation et Stratégies de prévention et réhabilitation., FAO, Février-Mars 2006.
- Job, J., Barrios, J., Gonzales, M., 1997. Détermination précise de la salinité des sols
- Karim, L.H., Debbouche, C., Soudi, B., 2004. L'approche de l'écobilan dans l'évaluation environnementale de l'agriculture irriguée en zones méditerranéennes. Etude de cas dans le périmètre du Tadla, au Maroc. Projet INCO-WADEMED Actes du Séminaire Modernisation de l'Agriculture Irriguée.
- Khan N.M., V.V. Rastoskuev, E.V. Shalina, and Y. Sato, "Mapping salt affected soils using remote sensing indicators: A simple approach with the use of GIS IDRISI," In *Proceedings of the 22nd Asian Conference on Remote Sensing*. 2001.
- Khan, N.M., Rastoskuev, V.V., Sato, Y., Shiozawa, S., 2005. Assessment of hydrosaline land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators. *Agr. Wat. Man.* 77, 96-109. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2004.09.038>
- Krause, P., Boyle, D.P., Bâse, F., 2005. Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. *Advances in Geosciences* 5, 89-97.
- Lee, J. S., & Pottier, E., 2009. *Polarimetric radar imaging from basics to applications*. New York: CRC Press.
- Lee, J. S., Grunes, M. R., & de Grandi, G., 1999. Polarimetric SAR speckle filtering and its implication for classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37, 2363-2373.

- Legros J. P., 2009. La salinisation des terres dans le monde. Académie des Sciences et Lettres de Montpellier conférence n° 4069, Bull. n° 40, pp. 257-269.
- Lhissou, R., El Harti, A., Chokmani, K., 2014. Mapping soil salinity in irrigated land using optical remote sensing data. *Eurasian J. Soil Sci.* 3, 82-88. doi: <http://dx.doi.org/10.18393/ejss.84540>
- Maitre, H., 2001. Processing of Synthetic Aperture Radar Images. USA.378pages.
- Matinfar, H.R., Alavi Panah, S.K., Zand, F., Khodaei, K., 2011. Detection of soil salinity changes and mapping land cover types based upon remotely sensed data. *Arab. J. Geosci.* 6, 913-919. doi:<http://dx.doi.org/10.1007/s12517-011-0384-6>
- Mermoud, A., 2006. maîtrise de la salinité du sol. école polytechnique de lausanne.
- Metternicht, G., Zinck, J., 2002. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints.
- Metternicht, G.I., 1998. Fuzzy classification of JERS-1 SAR data: an evaluation of its performance for soil salinity mapping. *Ecological Modelling* 111, 61-74.
- Metternicht, G.I., Zinck, J.A., 2003. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints. *Remote Sens. Environ.* 85, 1-20. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257\(02\)00188-8](http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257(02)00188-8)
- Metternicht, G.I., Zinck, J.A., 2009. Remote sensing of soil salinization : impact on land management. CRC Press, Boca Raton, FL. <https://www.crcpress.com/9781420065022>
- Moriasi D., J. Arnold, M. van Liew, R. Bingner, R. Harmel and T. Veith, "Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations," *Trans. ASABE*, 50. 2007. 885–900.
- Moriasi, D.N., Arnold, J.G., Van Liew, M.W., Bringer, R.L., Harmel, R.D., Veith, T.L., 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulation. *American Society of Agricultural and Biological Engineers* 50, 885-900.
- Nash, J.E., Sutcliffe, J.V., 1970. River flow forecasting through conceptual models: Part 1. A discussion of principals. *Journal of hydrology* 10, 282-290.
- ORMVAT, 2004. Monographie du périmètre de Tadla.
- Paloscia, S., Pampaloni, Pettinato, P.S. et Santi, E., 2010., Generation of soil moisture maps from ENVISAT/ASAR images in mountainous areas: a case study. *International Journal of Remote Sensing* Vol. 31, No 9, pp 2265–2276.
- Pérez-Sirvent, C., Martínez-Sánchez, M.J., Vidal, J., Sánchez, A., 2003. The role of low-quality irrigation water in the desertification of semi-arid zones in Murcia, SE Spain. *Geoderma* 113, 109-125.
- Pitman, M., Läuchli, A., 2004. Global Impact of Salinity and Agricultural Ecosystems
- Pons, X., Pesquer, L., Cristóbal, J., González-Guerrero, O., 2014. Automatic and improved radiometric correction of Landsat imagery using reference values from

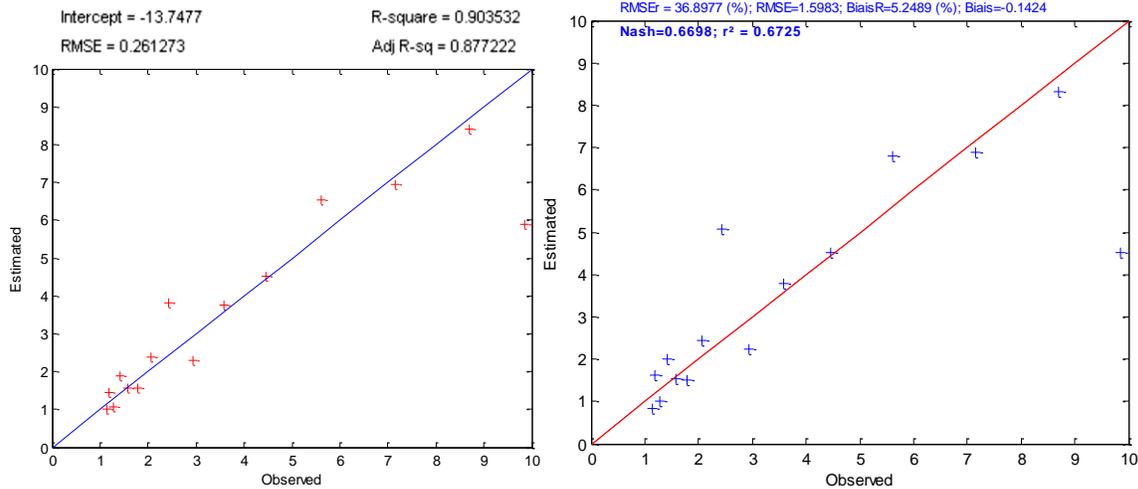
- MODIS surface reflectance images. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 33, 243-254. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2014.06.002>
- Qadir, M., Ghafoor, A., Murtaza, G., 2000. Amelioration strategies for saline soils: a review. *Land Degradation & Development* 11, 501-521.
- Rhoades, J.D., 1990. Determining soil salinity from measurements of electrical conductivity. *Commun. Soil Sci. Plan. Anal.* 21, 1887-1926. doi: <http://dx.doi.org/10.1080/00103629009368347>
- Richards J. A.. "Remote Sensing Digital Image Analysis (2nd Edition)", Springer-Verlag, New York. 1993. p. 340.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W., 1974. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS, in: Stanley C. Freuden, E.P.M., and Margaret A. Becker (Ed.), *Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*. NASA, Washington, D.C., USA, p. 309. <http://adsabs.harvard.edu/abs/1974NASSP.351..309R>
- Ruellan, A., Blanchart, É., Brauman, A., Grimaldi, M., Grünberger, O., Barbiero, L., Chaplot, V., Olivier, M., Bernoux, M. 2008. Les sols, des milieux vivants très fragiles, les dossiers thématiques de l'IRD. 21pages
- Servant, J., 1975. La salinité dans le sol et les eaux : Caractérisation et problèmes d'irrigation-drainage., INRA, Montpellier..
- Shirokova, Y., Forkutsa, I., Sharafutdinova, N., 2000. Use of Electrical Conductivity Instead of Soluble Salts for Soil Salinity Monitoring in Central Asia. *Irrigation and Drainage Systems* 14, 199-206. doi: <http://dx.doi.org/10.1023/A%3A1026560204665>
- Sidike A., S. Zhao and Y. Wen, "Estimating soil salinity in Pingluo County of China using QuickBird data and soil reflectance spectra," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 26. 2014. pp. 156-175.
- Sidike, A., Zhao, S., Wen, Y., 2014. Estimating soil salinity in Pingluo County of China using QuickBird data and soil reflectance spectra. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 26, 156-175. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2013.06.002>
- SOCO, 2009. l'agriculture durable et la conservation des sols : processus de dégradation des sols.
- Song, C., Woodcock, C.E., Seto, K.C., Lenney, M.P., Macomber, S.A., 2001. Classification and Change Detection Using Landsat TM Data: When and How to Correct Atmospheric Effects? *Remote Sens. Environ.* 75, 230-244. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00169-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00169-3)
- Sonmez, S., Buyuktas, D., Okturen, F., Citak, S., 2008. Assessment of different soil to water ratios (1:1, 1:2.5, 1:5) in soil salinity studies. *Geoderma* 144, 361-369.
- Spies, B., Woodgate, P., 2004. Salinity mapping methods in the Australian context. . Department of the environment and heritage ;agriculture, fisheries and forestry edition,.

- Staenz K., J. Secker, B.C. Gao, C. Davis, and C. Nadeau, "Radiative transfer codes applied to hyperspectral data for the retrieval of surface reflectance," *ISPRS Journal of Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 57, no. 3. 2002. p. 194-203.
- Ulaby F.T., Allen C.T. et Eger G., 1984. Relating the microwave backscattering coefficient to Leaf Area Index. *Remote Sensing of Environment*: 14 pp 113-133.
- Vanonckelen, S., Lhermitte, S., Van Rompaey, A., 2013. The effect of atmospheric and topographic correction methods on land cover classification accuracy. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 24, 9-21. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2013.02.003>
- Weng, Y., Gong, P., Zhu, Z., 2008. Reflectance spectroscopy for the assessment of soil salt content in soils of the Yellow River Delta of China. *International Journal of Remote Sensing* 29, 5511-5531.
- Wu, W., Mhaimed, A.S., Al-Shafie, W.M., Ziadat, F., Dhehibi, B., Nangia, V., De Pauw, E., 2014. Mapping soil salinity changes using remote sensing in Central Iraq. *Geoderma Reg.* 2-3, 21-31. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geodrs.2014.09.002>
- Yang, X., Chen, L., 2010. Using multi-temporal remote sensor imagery to detect earthquake-triggered landslides. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 12, 487-495. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2010.05.006>
- Yu, R., Liu, T., Xu, Y., Zhu, C., Zhang, Q., Qu, Z., Liu, X., Li, C., 2010. Analysis of salinization dynamics by remote sensing in Hetao Irrigation District of North China. *Agr. Wat. Man.* 97, 1952-1960. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2010.03.009>
- Zheng, Z., Zhang, F., Ma, F., Chai, X., Zhu, Z., Shi, J., Zhang, S., 2009. Spatiotemporal changes in soil salinity in a drip-irrigated field. *Geoderma* 149, 243-248.
- Zribi, M., 1998. Développement de nouvelles méthodes de modélisation de la rugosité pour la rétrodiffusion hyperfréquence de la surface du sol., télédétection : traitement du signal. Université Paul Sabatier, Toulouse.
- Zribi, M., Le Morvan A. et Baghdadi N., 2008. Dielectric Constant Modelling with Soil-Air Composition and Its Effect on SAR Radar Signal Backscattered over Soil Surface. *Sensors* : (8) pp 6810-6824.

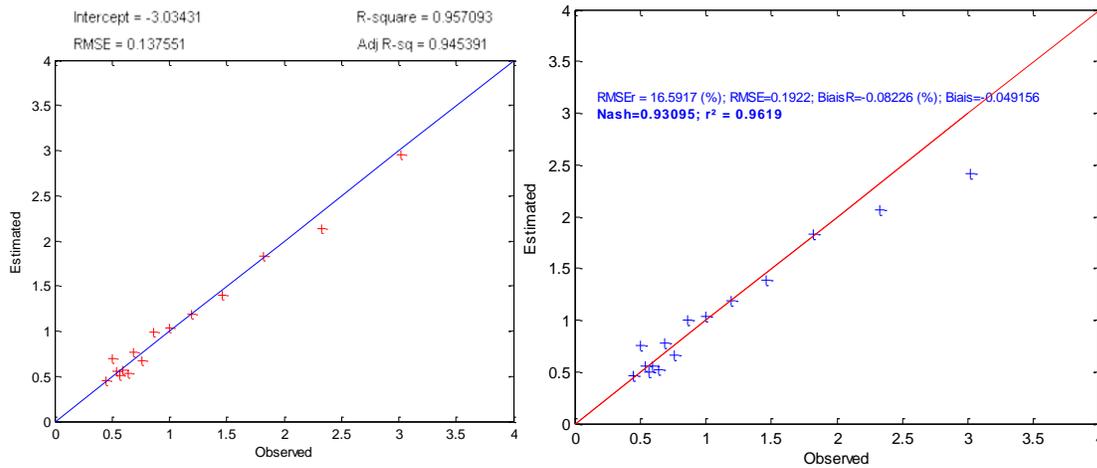
ANNEXE A

1. Les modèles d'estimation de la CE et leur validation

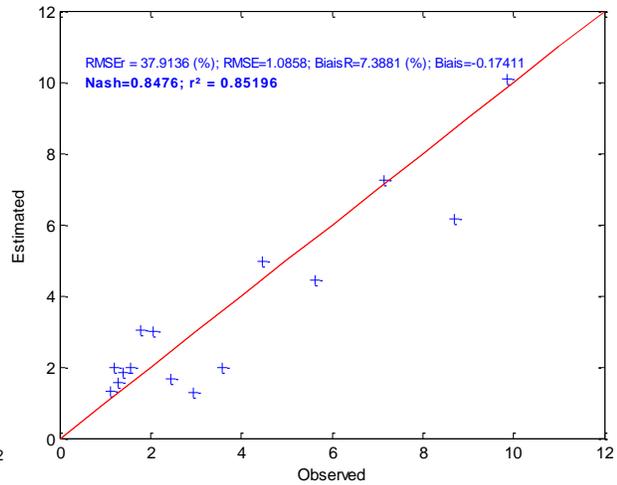
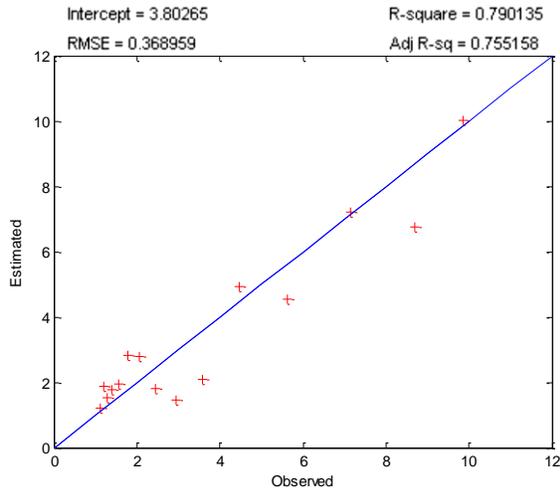
FQ9 (21/10/2011) : CE estimée = $\exp(22.71 \cdot C11 + 27.485 \cdot derd + 13.5029 \cdot entropy - 13.7477)$



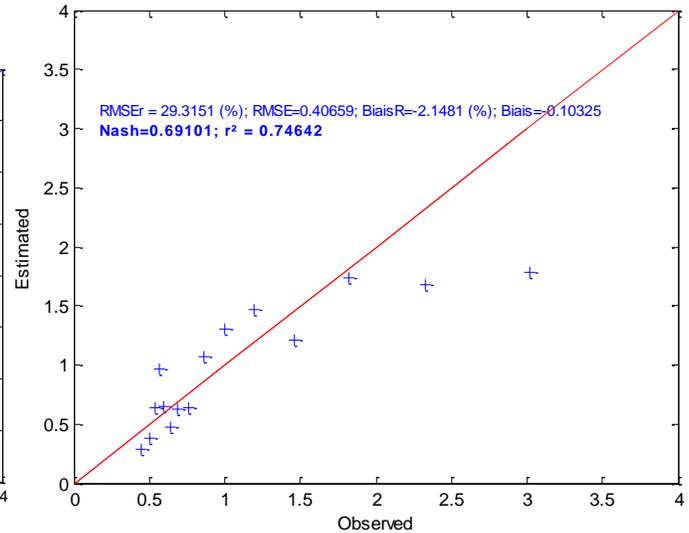
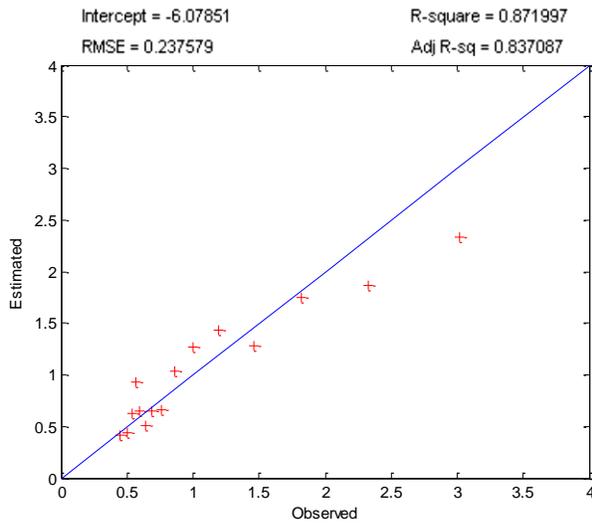
FQ9 (14/11/11) : CE estimée = $\exp(4.77913 \cdot entropy + 87.5333 \cdot Ro13 - 29.1052 \cdot Ro23 - 3.03431)$



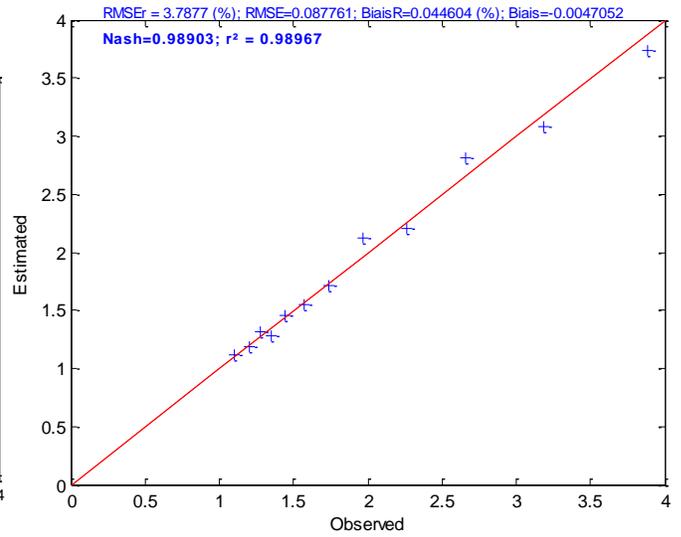
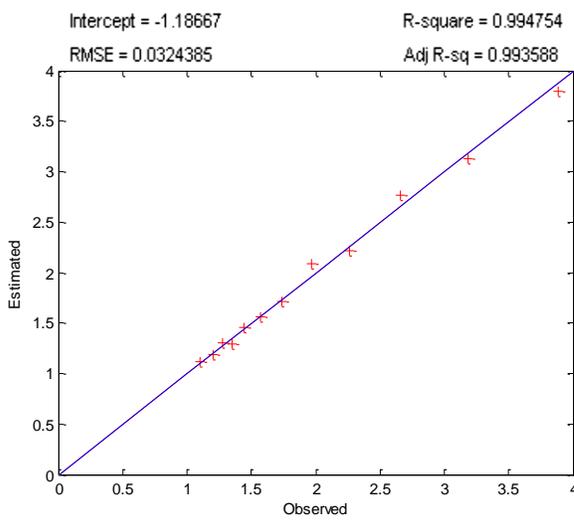
FQ16 (19/10/11) : CE estimée = $\exp(-18.9521 \cdot \text{derd} - 158.571 \cdot \text{Ro}23 + 3.80265)$



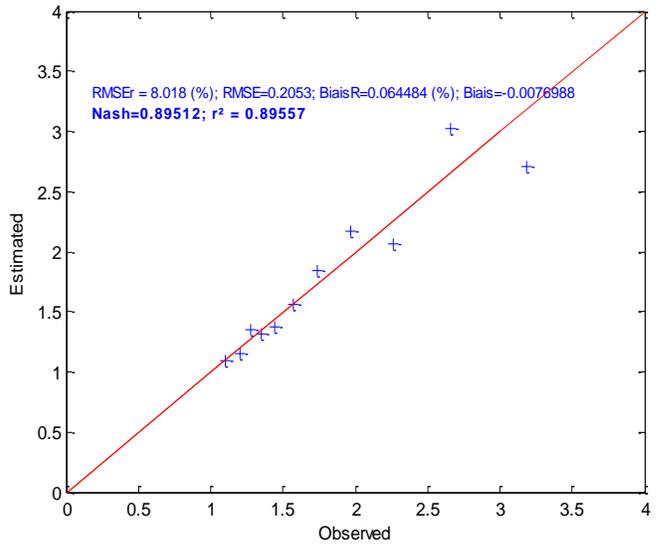
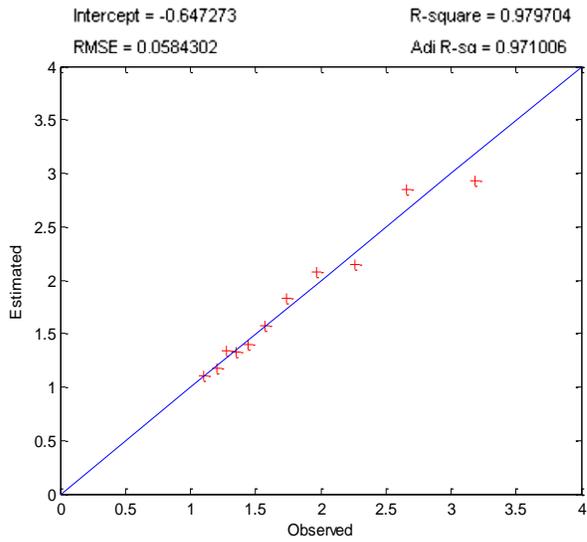
FQ16 (12/11/11) : CE estimée = $\exp(23.3301 \cdot \text{C}11 + 6.48025 \cdot \text{entropy} - 16.5481 \cdot \text{Ro}12 - 6.07851)$



FQ22 (02/10/11) : CE estimée = $\exp(4.64499 \cdot Ro12 + 21.2623 \cdot T11 - 1.18667)$



FQ26 (30/09/11) : CE estimée = $\exp(15.5331 \cdot C11 + 31.1125 \cdot C22 + 6.77147 \cdot Ro12 - 0.647273)$



FQ26 (17/11/11) : CE estimée = $\exp(-537.376 \cdot C22 - 37.1584 \cdot Entropy - 88.329 \cdot Serd + 95.1357)$

