

# THÈSE

## En vue de l'obtention du Diplôme de Doctorat en Sciences

Présenté par : **TAOUAF Lakhdar**

**Intitulé**

***Détection des changements écologiques à l'aide de  
la télédétection optique passive en Algérie***

**Faculté** *Physique*  
**Département** *Génie physique*  
**Spécialité** *Génie physique*  
**Option** *Rayonnement et matière*

**Devant le Jury Composé de :**

<b>Membres de Jury</b>	<b>Grade</b>	<b>Qualité</b>	<b>Domiciliation</b>
BELBACHIR Ahmed Hafid	<i>Pr</i>	<b>Président</b>	<i>USTO-MB</i>
HASSINI Abdelatif	<i>Pr</i>	<b>Encadrant</b>	U-Oran 2 Mohamed Ben Ahmed
DELLIL Ahmed Zineddine	<i>Pr</i>	<b>Examineur</b>	U-Oran 2 Mohamed Ben Ahmed
BELKAID Mohammed Nouredine	<i>Pr</i>	<b>Examineur</b>	<i>USTO-MB</i>
ZEBIRATE Soraya	<i>Pr</i>	<b>Examineur</b>	U-Oran 2 Mohamed Ben Ahmed
BENABADJI Nouredine	<i>Pr</i>	<b>Examineur</b>	<i>USTO-MB</i>

*Je dédie ce travail en premier à mon père, qui a su me donner les bonnes bases pour affronter la vie, et à qui je dois tout simplement tout.*

*Mes dédicaces vont aussi pour ma chère mère, la plus courageuse des femmes, à mes frères « lotfi », « mhammed » et « adel », ainsi que mes sœurs « fatima » et « iman » .*

*Aussi, je dédie ce travail à ma très chère femme « Nacira », à qui j'exprime toute ma reconnaissance et ma profonde gratitude, pour sa générosité, son sacrifice au quotidien .et son soutien et encouragements tout au long de ces années de thèse.*

*Enfin, je ne peux oublier ma petit ange « khadija » ce qui est devenu ma raison d'exister.*

## **Remerciements**

---

### **Remerciements**

*Je tiens à exprimer toute ma gratitude, toute ma reconnaissance et tous mes remerciements :*

*À Monsieur **BELBACHIR Ahmed Hafid** Professeur à l'USTO-MB d'Oran, pour les encouragements constants, la confiance et les conseils judicieux qu'il n'a pas cessé de me prodiguer depuis le premier jour où il m'a reçu jusqu'au fin du présent travail et pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider ce jury.*

*À Monsieur **HASSINI Abdelatif** maître de conférences (A) à l'U-Oran2, pour la confiance et les conseils judicieux ainsi que pour m'avoir aidé depuis le début du projet jusqu'à sa fin.*

*Je remercie aussi le professeur de l'enseignement secondaire Mr **Morssli Nabil** pour ces efforts sur la correction littéraire de cette thèse*

### Résumé

La télédétection est un outil efficace pour l'évaluation et le suivi des ressources naturelles. Des pixels mixtes, peuvent conduire à des résultats de classification inexacts dans la plupart des algorithmes classiques de classification d'images.

La séparation du mélange spectral peut résoudre ce problème en composants distincts. L'objectif principal de cette recherche est d'explorer l'applicabilité du mélange spectral dans les images multispectrales afin d'identifier la répartition de la couverture végétale de la steppe présaharienne d'El Bayadh et de l'oasis de Brezina.

Dans cette étude, nous avons utilisé des données multispectrales des capteurs landsat TM (Landsat Thematic Mapper), ETM+, (Enhanced Thematic Mapper Plus) et ALI (Advanced Land Imager sensors) couvrant une parcelle de l'environnement semi-aride de la wilaya d'El Bayadh en Algérie

Deux nouvelles méthodes de classification non-supervisée sont utilisées, l'une, basée sur la modélisation de la signature spectrale d'endmembers (pixels purs), et la deuxième est basée sur l'extraction de ces pixels par la sélection supervisée, ensuite, nous avons appliqué la méthode SSM (Séparation Spectrale de Mélange) . Les deux méthodes sont présentées pour l'extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale contenant des pixels mixtes.

**Mots-clés :** séparation spectrale/spatiale, séparation de sources, imagerie multispectrale satellitaire, SAM, classification sub-pixel , pixel mixte, couverture végétale

## Abstract

Remote sensing is an effective tool for assessing and monitoring natural resources. mixed pixels can lead to inaccurate classification results in most classical image classification algorithms.

The spectral mixing separation can solve this problem by solving them in distinct components. The main objective of this research was to explore the applicability of the spectral mixture in multispectral images in order to identify the evolution of the vegetation cover of the steppe and the oasis. Using multispectral data (Landsat TM, ETM, LIO) in the semi-arid environment of the city El Bayayah in Algeria.

Two new unsupervised classification methods are used based on the spectral signature modeling of endmembers (pure pixel) and the second based on the extraction of pure pixels by the supervised selection, and then the SSM method is applied.

The two methods are proposed for the extraction of abundance maps from a multispectral image containing mixed pixels.

**Keywords:** spectral / spatial demixing, source separation, multispectral spatial remote sensing imagery,, independent component analysis,

**Table des matières**

---

Dédicaces.....	i
Remerciements .....	ii
Résumé.....	iii
Abstract.....	iv
Table des matières .....	v
Liste des figures .....	vi
Liste des tableaux.....	x
Abréviations .....	xiv
Introduction générale .....	1

***Chapitre I***

Résumé .....	4
1 Introduction .....	4
1.2 La télédétection .....	6
1.2.1 Technologie des capteurs de télédétection .....	9
1.2.2 Caractéristiques techniques des capteurs de télédétection.....	11
1.2.3. Prétraitement d'une images de télédétection .....	12
1.3. Télédétection et La couverte végétale.....	15
1.4. Problématiques de recherche .....	16
1.6. Etat de l'art .....	17
1.7. Objectif de recherche.....	18
1.8. Questions de la recherche.....	18
1.9. Données disponibles .....	19
1.9.1. Données d'observation de la Terre .....	19
1.10. Approche de recherche .....	19
1.10. Conclusion .....	19
1.11. References.....	20

## *Chapitre 2*

Résumé .....	24
2.1 Sources de données Télédétection .....	25
2.2. Pixels dans une image.....	28
2.2.1 Pixels mixtes .....	29
2.3 Analyse de mélange spectral (SMA) .....	30
2.3.1 Modèle linéaire .....	31
2.3.3 Le modèle géométrique stochastique et Le modèle géométrique-optique.....	34
2.3.4 Comparaison entre les modèles.....	35
2.4 Sélection d'un Endmember .....	36
2.4.1. Techniques de sélection des endmembers.....	36
2.5 Résultats de la séparation des spectres ? .....	40
2.6. Conclusion.....	40
2.7 Références .....	41

## *Chapitre 3*

Résumé .....	45
3.1. Introduction.....	45
3.2 Les caractéristiques spectrales de la végétation .....	46
3.2.1 Signatures spectrales .....	46
3.2.2 Les propriétés optiques des feuilles .....	46
3.2.4 Les pigments foliaires.....	48
3.2.5 La structure cellulaire des feuilles .....	48
3.2.6.L'influence de la teneur en eau.....	49
3.3.Comportement spectral.....	51
3.3.1 Les facteurs externes aux couverts végétaux.....	52
3.4 . Les indices de végétation.....	53
3.4.1. Le principe .....	54
3.4.2 Les indices de végétation.....	55
3.4.3 Indices de végétation intrinsèques .....	55
3.5 Modélisation des propriétés optiques spectrales de végétations .....	59
3.6.Conclusion .....	60
3.7.Références bibliographiques  .....	61

## *Chapitre 4*

4.1. Introduction.....	63
4.1.1 Les écosystèmes Steppique.....	63
4.2 Présentation général de la steppe .....	64
4. 2.1 Présentation de la zone d'étude.....	65
4.2. 2 Situation Climatique.....	65
4.3 Les ressources végétales.....	66
4. 3.1 Végétations steppiques.....	66
4. 3.2- Groupements steppiques.....	67
4.4 Application de la télédétection spatiale dans les steppes .....	68
4.4.1Limites de l'application de la télédétection spatiale dans les steppes.....	68
4.4.2.Les données utilisées .....	69
4.4.3 Acquisition d'images Landsat et de pré-traitement.....	69
4.5.Linéaire analyse spectrale de melage et les résultats.....	70
4.5.1 Méthodes.....	71
4.5.2.Sélection d' endmembers.....	72
4.5.3.Classification spectral de melange .....	74
4.5.4.Résultats spectral de séparation de sources (de mélange spectrale).....	78
4.6. Résultat et discussion.....	79
4.6.1. Implémentation de SAM et NDVI.....	81
4.7. Conclusion.....	87
4.8 .Référéce .....	90

## *Chapitre 5*

Resume.....	90
5.1. Introduction .....	91
5.2 La zone d'etude .....	92
5.2.1. LE CLIMAT.....	93
5.2.2. LE SOL .....	93
5.2.3. LA GEOLOGIE.....	93
5.2.4. LES EAUX DE SURFACE ET LES EAUX SOUTERRAINES:.....	93
5.3. Methodologie et donnees.....	94
5. 3.1 Methodologie.....	94
5.3.1.2 Etapes de la methodologie .....	95
5.3.3 La classification par ndvi.....	99
5.3.2. La methode SAM (spectral angle mapper ).....	100
5.4. Comparaison des differentes approches de detection avec les donnees de terrain.....	102
5.5. Discussion.....	102
5.6.POLLUTION DE L'EAU D'IRRIGATION.....	106
5.7.Indice de salinite.....	107
5.8. Solutions.....	108
5.9.Conclusion.....	109
5.10. References bibliographiques.....	110
Conclusion Générale.....	111
ANNEX I.....	
ANNEX II.....	
ANNEX III.....	
Publication 1.....	
Publication 2.....	

## *Chapitre I*

Figure 1.1 Illustration d'un mixel (pixel mélangé) contenant plusieurs matériaux purs.....	5
Figure 1.2 Illustration d'un pixels mélangés et l'endmember abondance modifie de.....	6
Figure1. 3 Résumé du processus de télédétection Modifié de.....	8
Figure1. 4 Principaux composants d'un radiomètre.....	10
Figure1. 5 balayage par miroir tournant (radiomètre AVHRR des satellites NOAA).....	11
Figure 1.6 balayage par technique "push-broom" (radiomètre HRV des satellites SPOT).....	11
Figure 1.7 .Déformation géométriques dues à l'instabilité du satellite .....	13
Figure 1.8 Spectre de réflectance de trois types de couvert végétal .....	16

## *Chapitre 2*

Figure 2.1 Représentation du Champ de vision instantané IFOV.....	28
Figure2. 2 Illustration d'un mixel (pixel mélangé) contenant plusieurs matériaux purs ,modifie de ...	29
Figure2. 3. Exemples d'occurrences de pixels mixtes, modifié de .....	29
Figure 2.4 Spectre linéairement mélangé. ....	31
Figure 2.5 Modèle des données selon l'approche sources spectrales .....	33
Figure 2.6 Spectral Angle Mapper representation.....	38

## *Chapitre 3*

Figure3. 1 Propriétés optiques des feuilles.....	46
Figure 3.2. Propriétés optiques d'une limbe dans le rouge, le proche et moyen Ma-rouge .....	48
Figure3. 3 Spectre d'absorption de la chlorophylle a et b. ....	48
Figure3. 4 principaux facteurs influençant la signature spectrale de la végétation dans le visible, le proche infrarouge et l'infrarouge moyen.....	49
Figure3. 5 variations de la signature spectrale en fonction du type de végétation .....	51
Figure3. 6 variations de la signature spectrale en fonction de l'état physiologique de la végétation.....	52
Figure 3.7 variations du ndvi avec l'angle de visée du satellite.....	52
Figure 3.8 répartition spectrale des réflectances dans le rouge et dans le proche infrarouge .....	53
Figure 3.9 Modèle PROSPECT de Jacquemoud & Baret.....	60

## Chapitre 4

Figure 4.1 Localisation de la région des hautes plaines steppiques de l'Algérie.....	65
Figure 4.2 illustration de la zone d'étude.....	66
Figure 4.3 Figure 4.3 Spectral procédure de unmixing.....	71
Figure 4.4 Coefficient spécifique d'absorption –.....	72
Figure 4.5 L'interface principal du model PROSPECT.....	72
Figure4. 6 Réflectance spectrale de Lygeum spartum et Stipa tenacissima simulée par le model 73.....	PROSPECT 73
Figure4. 7. Signature spectrale d'alfa pour chaque capteur Landsat.....	76
Figure 4.8 Signature spectrale de Sparte pour chaque capteur Landsat.....	77
Figure 4.9 images d'erreur RMS de démixage spectral.....	80
Figure 4.10 Résultat du NDVI de 1987 à 2016.....	82
Figure 4.11 Figure .4.10 la carte d'abondance de mélange pour les données de capteurs Landsat RVB indiquer Stipa tenacissima, Lygeum spartum et le sol respectivement (RVB rouge, vert , bleu) .....	83
Figure 4.12 statistique générale d'abondance et du RMS.....	84
Figure4.13 Figure 4.13. Variation de densité NDVI en fonction de l'abondance du SMA de stipa tenacissim'l'Alfa'.....	85
Figure 4.14. Variation de densité de NDVI en fonction de la fraction SMA de Lygeum spartum ' Sparte' .....	85
Figure 4.15 carte d'abondance classifie d'Alfa 1987 capteur Landsat TM.....	87
Figure 4.16 carte d'abondance classifie d'Alfa 2016 capteurLandsat 8 EO-1 ALI.....	87
Figure4. 17 carte d'abondance classifie de Sparte 1987 capteur Landsat TM.....	88
Figure4. 18 carte d'abondance classifie de sparte 2016 capteurLandsat 8 EO-1 ALI.....	88

## Chapitre 5

Figure 5.1 zone d'etude. ....	92
Figure 5.2 zone d'etude. oasis de brezina l'image de satellite landsat 8 .....	92
Figure 5.3 organigramme de la methodologie .....	98
Figure 5.4 variation de ndvi moyen entre 1999 et 2013.....	99
Figure5. 5 angle spectrale entre le spectre de reference et la spectre d'image dans un espace a deux dimensions .....	101
Figure 5.6 differentes regions d'interet 1.....	101
Figure 5.7 caracteristiques de reflectance des cinq regions selectionnee.....	101
Figure 5.8 evolution du pixel pv entre 1999-2013 en utilisant la classification sam .....	101
Fgure 5.9 differentes damages dans l'oasis.....	102
Figure 5.10 differents changements de ndvi mensuel moyen dans l'oasis a 2007.....	103
Figure 5.11 changements dans le nombre de pixel d'arbres de palmiers entre 1999-2013.....	104
Figure 5.12 histogram de $ndvi_{max} - ndvi_{min}$ de l'annee 2007 .....	104
Figure 5.13 statistiques de palmiers entre 1994 et 2012.....	104
Figure5. 14 changement de ndvi en brezina entre 2000-2013 .....	105
Figure5. 15 analyse chimique de l'eau compare avec les valeurs standards.....	106
Figure 5.16 variation de l'indice de la salinite dans l'oasis a 2013 .....	107
Figure 5.17 nouveau systeme d'irrigation propose pour augmente le niveau des eaux souterraines.....	108

## *Chapitre 2*

Tableau 2.1.....	35
------------------	----

## *Chapitre 3*

Tableau.3 1 résumé d'indices de végétation .....	60
--	----

## *Chapitre 4*

Tableau 4.1. Dates d'acquisition des capteurs Landsat.....	88
Tableau 4.2. Différentes caractéristiques végétales général et de feuilles de Lygeum "Sparte" et Stipa "l'Alfa" .....	88
Tableau 4.3 La valeur de réflectance de l'Alfa.....	88
Tableau 4.4 La valeur de réflectance de Sparte .....	88

## *Chapitre 5*

Tableau 5. 1 description des données landsat utilisées .....	95
Tableau 5. 1 variation de NDVI moyen entre 1999 et 2013.....	100
Tableau 5. 3 analyse chimique de l'eau.....	105

---

Pour des raisons de lisibilité, la signification d'une abréviation ou d'un acronyme n'est souvent rappelée qu'à sa première apparition dans le texte d'un chapitre.

<b>2D-Corr-NLS</b>	2Dimension-Correlation based-Non-negative Least Squares.
<b>2D-Corr-NMF 2</b>	Dimension-Correlation based-Non-negative Matrix Factorization.
<b>2D-VM 2</b>	Dimension-Variance of Mixtures.
<b>ACI</b>	Analyse en Composantes Indépendantes.
<b>ICA</b>	<i>Independent Component Analysis.</i>
<b>ACP</b>	Analyse en Composantes Principales.
<b>PCA</b>	<i>Principal Component Analysis.</i>
<b>ACPa</b>	Analyse en Composantes Parcimonieuses.
<b>SCA</b>	<i>Sparse Component Analysis.</i>
<b>AS</b>	Angle Spectral.
<b>SAM</b>	<i>Spectral Angle Mapper</i>
<b>EQMN</b>	Erreur Quadratique Moyenne Normalisée
<b>NMSE</b>	<i>Normalized Mean Square Error.</i>
<b>FMN</b>	Factorisation en Matrices Non-négatives.
<b>NMF</b>	<i>Non-negative Matrix Factorization</i>
<b>Landsat ETM+</b>	Land satellite Enhanced Thematic Mapper Plus.
<b>Landsat TM</b>	Land satellite Thematic Mapper.
<b>NLS</b>	Non-negative Least Squares.
<b>N-FINDR</b>	Fast autonomous spectral endmember determination algorithm
<b>PPI</b>	Pixel Purity Index.
<b>SAS</b>	Séparation Aveugle de Sources.
<b>BSS</b>	Blind Source Separation.
<b>SMACC</b>	Sequential Maximum Angle Convex Cone

La télédétection a révolutionné notre compréhension de la Terre comme un Système, ce qui nous donne une capacité croissante à prévoir les changements du climat et permettant d'observer les changements dans la couverture du sol et de l'atmosphère terrestre.

A nos jours, les écologistes ont marqués l'intérêt de l'utilisation de la télédétection pour améliorer leurs recherches et leurs applications, d'une part, elle permet des observations à échelle régionale sur très grandes zones et durant tout l'année, d'autre part, Le coût de l'accès aux données est faible par rapport à celui de l'opération de systèmes au sol (maillage, sondage, carottage, etc.) ou dans l'atmosphère.

Les plateformes de télédétection mesurent un certain nombre de variables biologiques et géophysiques, comme exemples, les reliefs, le type et la couverture végétale, la surface de la terre et de l'eau, la température, la quantité de précipitation, la vitesse du vent et la qualité de l'eau. Les capteurs satellitaires mesurent certaines de ces variables directement (comme les reliefs et la température), dans d'autres cas, les variables sont dérivées à l'aide d'algorithmes qui sont d'entraîn de développés et améliorés.

La technique de classification par Mélange d'Analyse Spectrale (ou en anglais SMA) parfois appelée analyse de sous-pixel est une technique d'estimation de la proportion de chaque pixel qui est couvert par une série de types de couverture connus, en d'autres termes, on cherche à déterminer la composition probable de chaque pixel de l'image. Un pixel qui contient plus d'un type de couverture est appelé pixel mixte. Un pixel "Pur" contient seulement une caractéristique ou une classe. Par exemple, un pixel mixte peut contenir la végétation, le sol, et urbain .... etc. Un pixel pur ne peut contenir qu'une seule classe, comme la végétation. Les pixels mixtes dans l'imagerie satellitaire peuvent causer des problèmes dans les classifications (supervisées ou non supervisées) d'images traditionnelles, car, ce type de pixel appartient à plus d'une classe, mais peut être affecté à une seule classe. A travers cette thèse, il est important et nécessaire d'aborder le problème des pixels mixtes et d'utiliser la méthode SMA, et de l'imagerie multi-spectrale pour les exigences de la région d'étude.

Les spectres «purs» correspondant à chacune des classes de couverture terrestre sont baptisés endmembers spectraux. Idéalement, ces derniers représentent la majeure partie de la variabilité spectrale de l'image et servent de référence pour déterminer la marque spectrale de pixels mixtes. Ainsi, la définition des classes de couverture terrestre, et la sélection des endmembers appropriés pour chacune de ces classes, sont à la fois critiques par la méthode SMA. Les endmembers obtenus à partir de l'image réelle sont préférés, car, aucune calibration n'est nécessaire entre les endmembers sélectionnés et les spectres mesurés. Ces endmembers sont présumés pour représenter les pixels les plus purs dans l'image satellitaire.

Concernant l'organisation de cette thèse :

Le premier chapitre est consacré à des généralités et à une vue d'ensemble de la télédétection, nous commençons dans ce chapitre par des notions sur la télédétection spatiale et son processus d'analyse des données. Une description de l'environnement terrestre et ses changements écologiques et climatiques et de la couverture végétale est ensuite abordée avec

une description des problèmes de recherche concernant les pixels mixtes d'une image de télédétection. Et à la fin de ce chapitre, nous expliquons en détailles notre approche de recherche.

Dans le deuxième chapitre, nous présenterons une description détaillée de la problématique abordée dans la thèse. Par la suite, des généralités sur le mélange spectral de pixels sont abordées. Les différents modèles de mélange sont aussi détaillés. Subséquemment, nous décrivons les critères de performance de chaque technique de séparation des sources. Et en fin, nous donnons un aperçu sur les contributions méthodologiques de notre travail.

Le troisième chapitre, regroupe les caractéristiques spectrales de la végétation. A ce titre, nous présenterons la définition de la signature spectrale des principales surfaces naturelles, ainsi que les propriétés optiques des feuilles. Nous aborderons par ailleurs, le comportement spectral, permettant ainsi la présentation des facteurs externes aux couverts végétaux. En fin nous présentons les principaux indices de végétation utilisés dans le domaine de la classification concernant la caractérisation de la couverture végétale de la terre. Différents modèles utilisés dans le domaine de simulation de la signature spectrale de végétations sont aussi présentés.

Le quatrième chapitre est consacré au prétraitement par des méthodes classiques de séparation des sources spectrales d'une image multispectrale de télédétection spatiale en vue d'une classification supervisée de ses pixels. Les méthodes utilisées dans ce chapitre sont celles fondées sur la SMA et la modalisation des endmembers purs à partir des paramètres des feuilles, à l'aide du modèle de 'PROSPECT'. Nous choisissons comme exemple d'application l'approche d'analyse spectrale des mélanges pour la surveillance de la dynamique écologique des couvertures steppiques et l'observation de la dynamique de couverture végétale de la nappe alfatière *Stipa tenacissima* et la nappe de 'esparto lygum' (ou sparte) dans la région d'El Bayadh. À la fin et avant de conclure ce quatrième chapitre, les résultats sont discutés.

D'autres résultats sont montrés dans le cinquième chapitre, c'est à propos de l'extraction de cartes d'abondance à partir d'une image multispectrale. Les hypothèses et définitions, ainsi que la description des méthodes mises en place dans ce chapitre sont abordées dans un premier temps. Ces méthodes sont basées sur la combinaison d'une méthode de SMA utilisée la classification supervisée pour déterminer le spectre d'endmembers purs et la classification par l'Indice de Végétation Normalisé (ou en anglais NDVI). Nous choisissons comme exemple d'application, la détection des changements écologiques dans l'Oasis de Brezina à El Bayadh, à la fin et avant de conclure ce cinquième chapitre, les résultats sont discutés.

Finalement nous terminerons ce travail par une conclusion générale.

---

## Dans ce chapitre

---

### Sommaire

Résume .....	4
1 Introduction.....	4
1.2 La télédétection.....	6
1.2.1 Technologie des capteurs de télédétection .....	9
1.2.2 Caractéristiques techniques des capteurs de télédétection.....	11
1.2.3. Prétraitement d'une images de télédétection .....	12
1.3. Télédétection et La couverte végétale .....	15
1.4. Problématiques de recherche .....	16
1.6. l'dée general sur l'etat de l'art .....	17
1.7. Objectif de recherche .....	18
1.8. Questions de la recherche.....	18
1.9. Données disponibles .....	19
1.9.1. Données d'observation de la Terre .....	19
1.10. Approche de recherche .....	19
1.10. Conclusion .....	19
1.11. References.....	20

## **Résumé**

---

Dans ce chapitre, nous rappelons les principes de base de l'imagerie de télédétection. A ce titre, et après un bref historique sur ce domaine, nous présenterons la technologie associée aux capteurs de télédétection, ainsi que les caractéristiques des images obtenues à partir de ces derniers. Nous aborderons par ailleurs, les principales étapes du processus d'analyse de l'imagerie, permettant ainsi la présentation du rôle de la télédétection pour le suivi de la surface du sol en termes de changements climatiques et de diversité écologique de la végétation. En fin nous présenterons la problématique de la recherche, la disponibilité de données, l'approche utilisée, et nous terminerons par une conclusion.

---

## **1 Introduction**

L'observation de la Terre à partir de l'espace ou la télédétection (TLD<sup>1</sup>) offre des capacités inégalées pour la compréhension profonde, la surveillance, la prévision, la gestion et les processus de prise de décision sur l'environnement. Cela peut être fait par le montage de capteurs actuels et anticipés par satellite et aéroportés, qui fournissent des informations sous

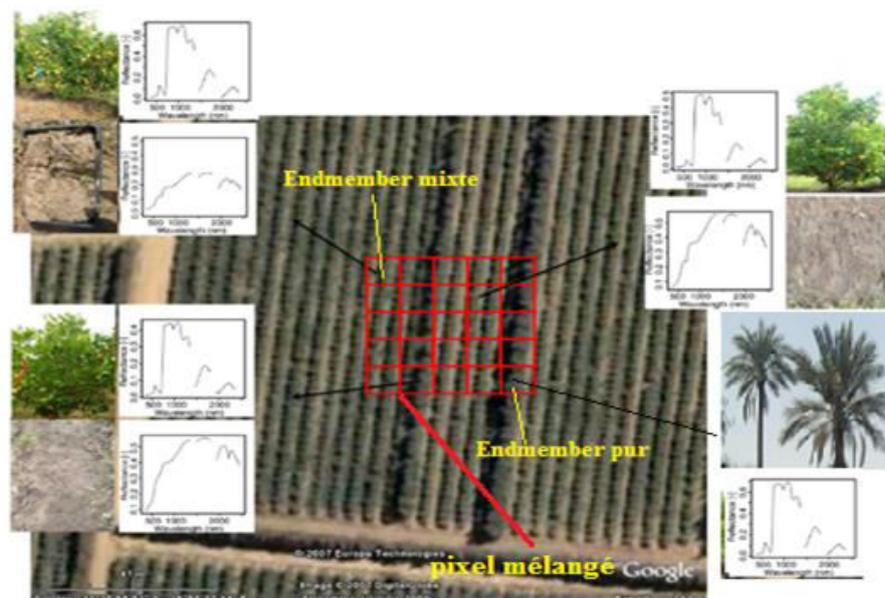
---

<sup>1</sup> **TLD** Abréviation du mot " télédétection"

la forme d'une matrice numérique de pixels formant des images. Ces images ont été identifiées comme une amélioration précieuse pour comprendre la variation spécifique du site à la surface de la terre.

Dans les études de TLD, et en terme spectral, différents types d'images sont souvent utilisés. Parmi celles-ci, les images hyperspectrales avancées fournissent des détails sur les caractéristiques des couvertures végétales et du sol, car, elles ont des bandes étroites et continues. Dans des conditions de laboratoire, les informations spectrales des régions spectrales visible, proche infrarouge et infrarouge à ondes courtes (VIS-NIR-SWIR, 0,4-2,5  $\mu\text{m}$ ) fournissent une capacité prometteuse pour identifier les sols, la végétation, les roches et les minéraux [3].

Cependant, les limitations des résolutions d'images de TLD ne sont toujours pas totalement résolues. C'est notamment le cas pour des pixels mélangés: une zone correspondant à un pixel unique à une image TLD peut contenir différents matériaux différents. Ces matériaux sont mélangés et la réflectance des pixels observée par les capteurs est une combinaison des réflectances des matériaux individuels. Nous les appelons "les Endmembers" (voir Figure.1.1).



**Figure 1.1** Illustration d'un mixel (pixel mélangé) contenant plusieurs matériaux purs  
Modifié de [3].

Pour obtenir des informations plus détaillées à partir d'un seul pixel, les proportions de ces matériaux peuvent être approchées en utilisant un modèle de mélange spectral [4]. En utilisant ce modèle de démixage spectral, les composants individuels présents dans le pixel peuvent être reconstruits à partir de spectres connus dans l'image (voir Figure.1.2). En d'autres termes, les pixels mélangés peuvent être divisés en ses constituants constitutifs.

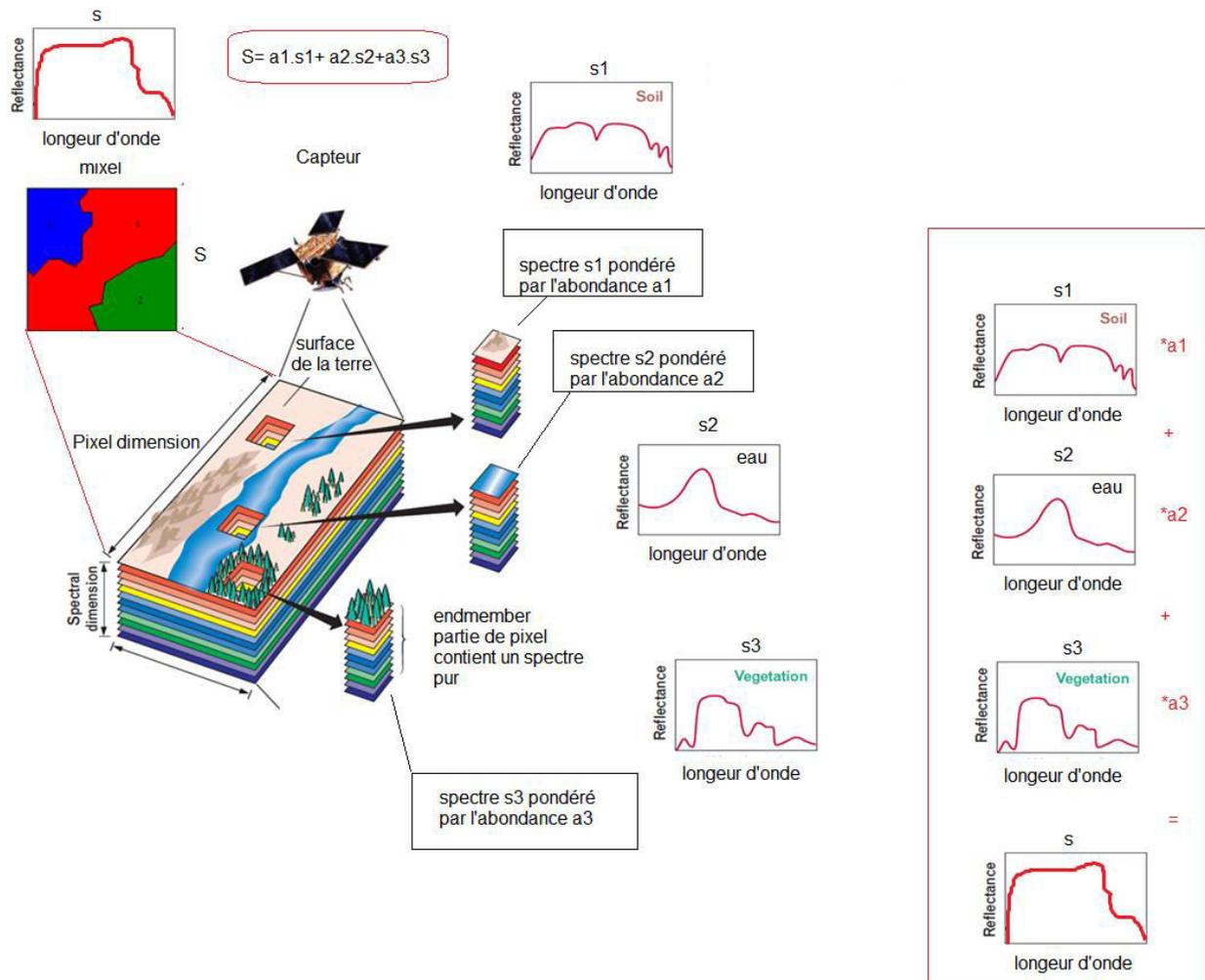


Figure 1.2 Illustration d'un pixels mélangés et l'endmember abondance modifiée de [22]

## 1.2 La télédétection

La télédétection est l'ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer les caractéristiques physiques et biologiques d'objets par des mesures effectuées à distance, sans contact matériel avec ceux-ci

La télédétection aussi peut être définie comme un processus par lequel l'information est recueillie sur un objet, zone ou d'un phénomène sans être en contact avec elle. nos yeux sont

un excellent exemple d'un dispositif de détection à distance. nous sommes en mesure de recueillir informations sur notre environnement en mesurant la quantité et la nature de la réflectance de l'énergie lumineuse visible de une source externe (comme le soleil ou une ampoule) car elle reflète sur les objets dans notre champ de vision. cela contraste avec un thermomètre, qui doit être en contact avec le phénomène qu'il mesure, et est donc pas un dispositif de télédétection.

La période allant de 1960 à 2010 a connu des changements majeurs dans le domaine de la télédétection. Les origines de beaucoup de ces changements se sont produites dans les années 1960 et 1970. Certains de ces changements sont décrits ci-dessous.

Tout d'abord, le terme «télédétection» a été introduit initialement en 1960. Avant 1960, le terme utilisé était généralement la photographie aérienne. Cependant, de nouvelles méthodes et technologies de détection de la surface de la Terre dépassaient la photographie aérienne traditionnelle en noir et blanc, nécessitant l'établissement d'un nouveau terme plus complet.

la deuxième période, les années 1960 et 1970 ont vu la plate-forme principale utilisée pour transporter les instruments de détection à distance de passer des avions aux satellites. Les satellites peuvent couvrir beaucoup plus d'espace terrestre que les avions et peuvent surveiller les zones sur une base régulière.

Troisième période, l'imagerie est devenue numérique au format plutôt qu'analogue. Le format numérique a permis d'afficher et d'analyser des images à l'aide d'ordinateurs, une technologie qui a également connu des changements rapides durant cette période. La technologie informatique allait de grands ordinateurs centraux à de petits micro-ordinateurs et fournissait des informations plus sous forme graphique plutôt que numérique.

Quatrième période, des capteurs sont devenus disponibles qui ont enregistré la surface de la Terre simultanément dans plusieurs portions différentes du spectre électromagnétique. On pourrait maintenant voir une zone en regardant plusieurs images différentes, certaines dans des portions du spectre au-delà de ce que l'œil humain pourrait voir. Cette technologie a permis de voir des choses se produisant sur la surface de la Terre que regarder une photographie aérienne normale, on ne pouvait pas détecter.

Enfin, les mouvements sociaux turbulents des années 60 et 70 ont éveillé une préoccupation nouvelle et continue concernant les changements dans l'environnement physique de la Terre. Les images des satellites - analysées et enrichies d'ordinateurs - ont permis de détecter et de surveiller ces changements. Ainsi, le soutien de la société a été et continue de rester fort pour cette technologie, même si très peu de personnes connaissent bien ce terme, la télédétection.

Aujourd'hui, de nombreux satellites, avec divers instruments de télédétection, surveillent la surface de la Terre. Ces satellites et leurs programmes de télédétection respectifs peuvent remonter à leurs origines aux programmes CORONA et Landsat. CORONA était un programme de reconnaissance militaire secrète qui se poursuit jusqu'à nos jours grâce aux

satellites avancés Keyhole et Landsat était un programme de ressources terrestres ouvertes qui se poursuit également par le biais de programmes Landsat et d'autres programmes de surveillance des ressources par satellite. Cette unité est axée sur le développement et la croissance de ces deux programmes [27].

Nous pouvons résumer le processus de télédétection (illustré dans la **Figure 1.1**) de la manière suivante: Une source (A) de rayonnement électromagnétique, représentée dans ce cas de figure par le soleil (ou bien un instrument de type radar), tout processus de télédétection nécessite une source d'énergie pour illuminer la cible. (le terme cible désigne une surface imagée au niveau du sol)[24].

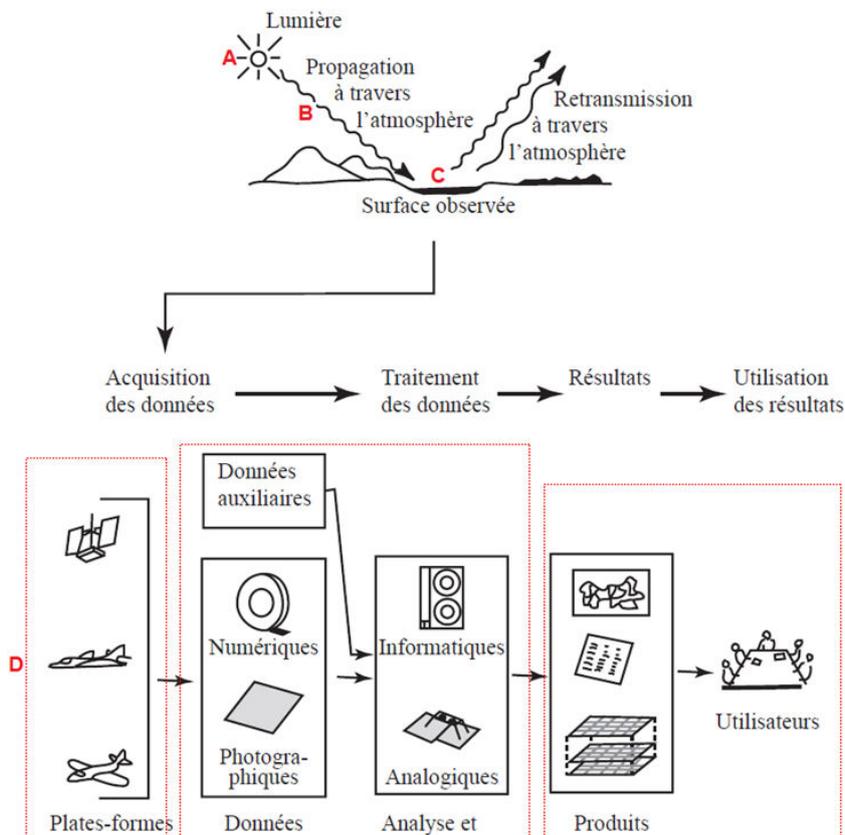


Figure 1.2 Résumé du processus de télédétection Modifié de [9]

Durant son parcours entre la source d'énergie et la cible, le rayonnement interagit avec l'atmosphère (B) et interagit avec cette dernière par des phénomènes de diffusion et d'absorption. Ce rayonnement peut être transmis ou dévié de sa trajectoire initiale, ou même parfois bloqué avant d'arriver au sol. Après avoir franchi cette barrière atmosphérique, ce rayonnement interagit enfin avec la cible (C) qui va, l'absorber, le diffuser ou bien le réfléchir, ceci en fonction de la longueur d'onde du rayonnement mais également de la nature physique de la surface concernée.

Durant son parcours entre la source d'énergie et la cible, le rayonnement interagit avec l'atmosphère(B). Une seconde interaction se produit lors du trajet entre la cible et le capteur, avant d'être enregistré par le capteur (D), et envoyé au sol (E) sous forme numérique.

Enfin, la dernière étape du processus consiste à utiliser l'information extraite de l'image pour mieux comprendre la cible, pour nous en faire découvrir de nouveaux aspects ou pour aider à résoudre un problème particulier. (G), il sera nécessaire d'effectuer au préalable certains prétraitements (F).

les rayonnements électromagnétiques , reçu par les capteurs (D) selon leurs domaines spectraux en employant une combinaison de filtres et un type de détecteur, est caractérisé par une longueur d'onde (ou une fréquence). En fonction de cette longueur d'onde, le rayonnement peut prendre des noms différents[24] .

### 1.2.1 Technologie des capteurs de télédétection

En télédétection, on mesure au niveau d'un capteur, à une longueur d'onde donnée, la puissance reçue en provenance d'une source naturelle (par exemple la Terre, l'atmosphère ou divers objets de l'Univers) et nous cherchons à déterminer la luminance énergétique. Celle-ci représente la puissance émise par une cible dans une direction donnée par unité d'angle solide et par unité d'aire de la surface apparente de la source dans cette direction (en  $W.m^{-2}sr^{-1}$ ).

Nous distinguons deux types de capteurs : passifs et actifs [24]

On appelle « capteurs passifs » les dispositifs de télédétection qui mesurent l'énergie naturellement disponible. Les capteurs passifs peuvent servir à détecter l'énergie uniquement lorsqu'elle est disponible naturellement. L'énergie réfléchi ne peut donc être perçue que lorsque le Soleil éclaire la Terre. L'énergie réfléchi dégagée par le Soleil n'est pas disponible pendant la nuit. Par contre, pourvu qu'elle soit suffisante, l'énergie dégagée naturellement (l'infrarouge thermique) peut être enregistrée le jour ou la nuit.

Les « capteurs actifs » sont ceux qui produisent leur propre énergie pour éclairer la cible. Le capteur émet un rayonnement dirigé vers la cible observée, puis il capte et mesure le rayonnement réfléchi par la cible. Il offre donc l'avantage de pouvoir prendre des mesures à n'importe quel moment de la journée ou de la saison. Les capteurs actifs sont utilisés pour examiner les longueurs d'onde qui ne sont pas produites par le soleil, par exemple les hyperfréquences, ou pour mieux contrôler la façon dont une cible est éclairée. Ils doivent cependant produire une quantité considérable d'énergie pour bien éclairer une cible. Le fluoromètre laser et le radar à synthèse d'ouverture (RSO) sont des exemples de capteurs actifs. [27]

La plupart des capteurs de télédétection (passifs) appelés également radiomètres, ont une architecture interne similaire. Comme illustré en **Figure 1.2**, celle-ci est divisée en deux parties majeures :

- ❖ La partie optique
- ❖ Un amplificateur et un système d'enregistrement, constituant la partie électronique.

Ce type de capteurs transforme l'énergie électromagnétique réfléchie ou émise à partir d'une cible en un signal électrique numérisé ; il est constitué d'un ou de plusieurs détecteurs (photodiodes, Charge-Coupled Devices "CCD" ou capteurs infrarouge), de filtres et/ou d'un séparateur spectral (selon les bandes spectrales choisies) et d'un dispositif optique pour focaliser l'image sur le détecteur. Ce dispositif peut être à base de réflexion (combinaison de miroirs), réfraction (combinaison de lentilles), ou bien les deux à la fois[].

La superficie du pixel de l'image dépend du système recevant le rayonnement ainsi que de la sensibilité du détecteur.

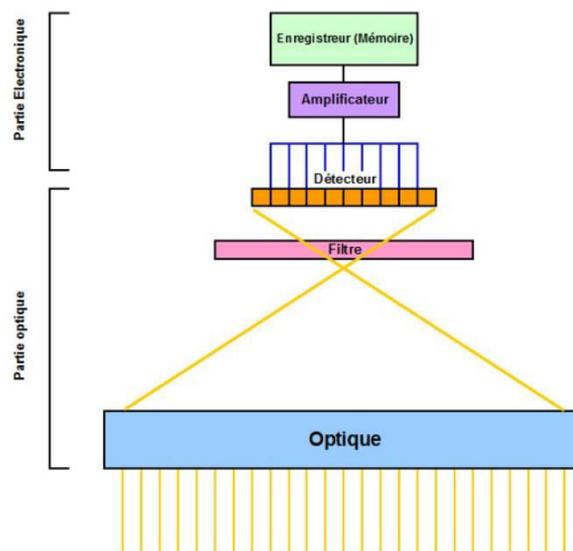


Figure 1.3 Principaux composants d'un radiomètre [24]

Ce détecteur a pour rôle de convertir l'énergie radiative en un courant électrique faible, qui sera amplifié et transformé en un signal numérique grâce à un amplificateur et un système d'enregistrement variant d'un détecteur à un autre, donnant lieu à une image sur plusieurs bandes spectrales [20, 9,15]. Pour ce type de capteurs, il existe plusieurs méthodes d'acquisition d'images :

❖ **Système à balayage :**

Pour acquérir une image au cours du survol d'une région, on combine le mouvement du satellite dans une direction et le balayage opéré par le capteur selon une direction transversale.

Le **balayage** peut être obtenu :

- par un **miroir tournant** (exemple : capteur AVHRR des satellites NOAA)

- par l'association de milliers de détecteurs côte à côte (exemple : technique **push-broom** des satellites SPOT)
- par la **rotation du satellite** sur lui-même et déplacement de l'axe de visée du télescope (exemple : capteur des satellites Météosat).

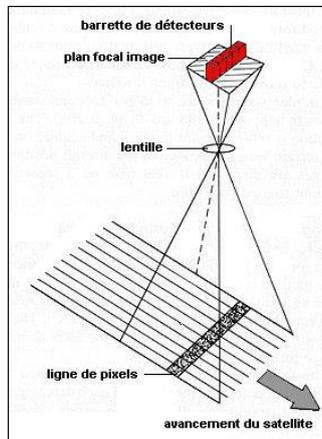


Figure 1.4 balayage par miroir tournant (radiomètre AVHRR des satellites NOAA) après R. Jensen, 2007

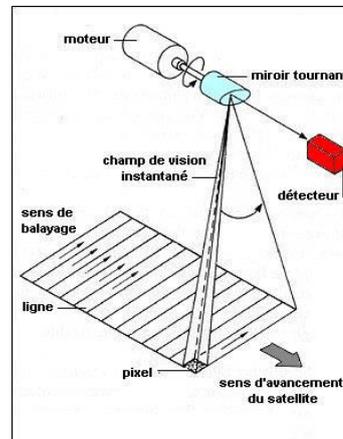


Figure 1.5 balayage par technique "push-broom" (radiomètre HRV des satellites SPOT) après (R. Jensen, 2007)

## 1.2.2 Caractéristiques techniques des capteurs de télédétection

La nature des données recueillies par télédétection dépend des caractéristiques techniques des capteurs embarqués sur le satellite. Nous nous restreignons à quelques définitions concernant la précision des images recueillies par les capteurs.

### a) Résolution spatiale

La résolution spatiale d'un capteur est définie à partir de la surface minimale observable au sol. Plus la résolution spatiale est grande, plus la surface minimale observable est petite. Dans ce cas, le capteur « voit » des détails plus petits ; l'image est plus précise. On parle de haute résolution spatiale lorsque la taille du pixel, unité élémentaire de l'image, représente au sol une zone de côté de l'ordre du mètre à la dizaine de mètres. Une faible résolution spatiale correspond grossièrement à des pixels kilométriques ou plus vaste encore.

On aurait tendance à préférer systématiquement des images à haute résolution spatiale aptes à fournir des détails, mais selon l'objectif poursuivi. Par exemple, si l'on souhaite observer le développement urbain dans une agglomération, on aura intérêt à obtenir des images précises pour pouvoir distinguer les nouveaux bâtiments et les nouvelles routes. En revanche, si l'on s'intéresse à des parcelles agricoles vastes, des images de résolution kilométriques seront suffisantes.

**b) Résolution temporelle**

En termes de traitement du signal, la résolution temporelle est le plus petit intervalle de temps séparant deux réalisations successives du signal. Pour un capteur satellitaires, cela équivaut à la fréquence d'acquisition des images d'une même zone et donc à la période de révolution du satellite. Nous retiendrons cette définition même si certains satellites sont capables de viser latéralement et d'augmenter ainsi la capacité de re-visite.

Comme pour la résolution spatiale, la résolution temporelle doit être adaptée à l'évènement dynamique à surveiller. Pour étudier des phénomènes relativement lents comme la fonte de glaciers ou la croissance d'une forêt, des images à quelques années d'intervalles suffisants. En revanche, lors de la phase de croissance d'une culture annuelle, phénomène beaucoup plus rapide, il est important de disposer d'informations fréquentes de l'ordre de quelques jours.

**c) Résolution spectrale**

La résolution spectrale correspond à la largeur des bandes spectrales d'un capteur. Plus la résolution spectrale est fine, plus la largeur des bandes spectrales des différents canaux du capteur sont étroites. Celle-ci peut varier très fortement selon les capteurs : de l'ordre du manomètre, voire moins, pour les capteurs hyperspectraux, à plusieurs centaines de manomètres pour des capteurs panchromatiques.

Comme pour les deux autres caractéristiques, le choix de la résolution spectrale dépend de l'objectif visé. Un capteur à large bande spectrale suffit pour différencier des classes distinctes comme l'eau et la végétation. En revanche, des classes plus spécifiques comme par exemple différents types de cultures ne sont pas aussi faciles à différencier et nécessitent l'utilisation de capteurs de bande spectrale plus fine.

**1.2.3. Prétraitement d'une images de télédétection****❖ Les corrections radiométriques**

Ces corrections de forme sont appliquées sur les images pour réaffecter à chaque pixel une valeur radiométrique la plus proche possible de celle mesurée sur le terrain. Les variations enregistrées peuvent être dues au vieillissement des capteurs, à leur dérèglement ou aux défauts lors de la conception des instruments. Les images SPOT ont ainsi un léger problème de colonage et les images LANDSAT MSS et TM (notamment au début de la série) un important phénomène de lignage. Ce sont souvent les organismes distributeurs des images

satellites qui procèdent aux prétraitements radiométriques (égalisation de la sensibilité des détecteurs...) mais il est possible de les effectuer grâce à des procédures adaptées [20].

### ❖ Les corrections géométriques

Toutes les images brutes obtenues par la télédétection exposent, au départ, une ou plusieurs formes de distorsion géométrique. Les corrections géométriques sont appliquées sur les images pour réduire ces déformations géométriques intervenues lors de l'enregistrement de la scène. Elles comprennent trois étapes principales :

- Correction des déformations dues au système de prise de vue : ces déformations sont dues essentiellement à la rotation de la terre, l'angle de vue et aux mouvements (lacet, roulis, tangage) du plat – forme (avion, satellite) figure I.3.

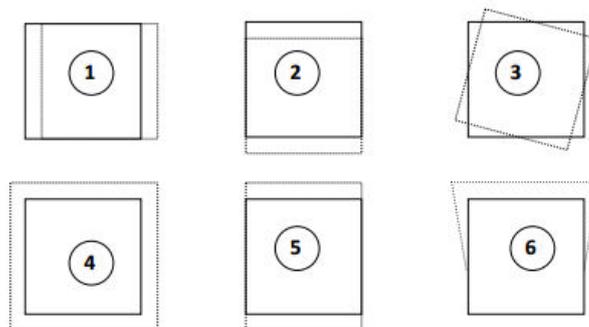


Figure I.6 .Déformation géométriques dues à l'instabilité du satellite

- Roulis du satellite : variation de l'inclinaison (rotation autour l'axe orbital).
- Tangage du satellite : variation de la pente (rotation autour de l'axe de balayage).
- Lacet du satellite : correspond à la variation de la dévié (rotation autour de l'axe de la plateforme).
- Orbite d'altitude supérieure aux prévisions,
- Vitesse supérieure aux prévisions,
- Variation d'altitude en cours (augmentation),

### ❖ Analyse d'images de télédétection

Dans cette section nous présentons, tout les étapes du processus d'analyse de l'imagerie de télédétection depuis la réception des données brutes fournies par le capteur jusqu'à la présentation des résultats classifiés aux utilisateurs.

La première étape est liée aux opérations de prétraitement de l'image reçue au niveau du sol (représentée par (F) dans la Figure 1.1). Celles-ci relié de l'application considérée, du type de capteur utilisé et l'image produite par ce dernier[24]. On appelle fonctions de **pré-traitement** les opérations qui sont normalement requises avant l'analyse principale et l'extraction de l'information. Les opérations de pré-traitement se divisent en **corrections radiométriques** et en **corrections géométriques** et atmosphériques. Les corrections radiométriques comprennent entre autres, la correction des données à cause des irrégularités du capteur, des bruits dus au capteur ou à l'atmosphère, et de la conversion des données afin qu'elles puissent représenter précisément le rayonnement réfléchi ou émis mesuré par le capteur. Les corrections géométriques comprennent la correction pour les distorsions géométriques dues aux variations de la géométrie terre-capteur, et la transformation des données en vraies coordonnées (par exemple en latitude et longitude) sur la surface de la terre. Une autre opération aussi essentielle que le prétraitement, est celle liée au traitement et l'analyse des données corrigées (représentée par (G) dans la **figure 1.1**). Celle-ci a pour rôle principal la production de cartes d'occupation du sol. Dans cette partie du processus d'analyse, chaque pixel de l'image sera effectué à une seule classe d'occupation.[24] Pour y arriver, plusieurs méthodes de classification pouvant être regroupées en deux catégories, sont généralement utilisées :

### **(1) Classification supervisée**

Un supervisé Classification est basée sur des algorithmes de détection utilisant des pixels de des échantillons de référence, habituellement situés dans une image de télédétection , comme une base de comparaison avec d'autres pixels d'objets dans la même image. par exemple, si l'analyseur connaît une zone spécifique est une route de gravier, puis toutes les autres zones avec la même algorithme de détection sera également une route de gravier. Par conséquent, dans les classification supervisé , L'analyseur commence habituellement par des classes d'information connues qui sont ensuite utilisés pour définir des classes spectrales représentatives qui échantillons de référence[26].

### **(2) La classification non supervisée**

Est essentiellement l'inverse de la classification supervisée. Les pixels d'une image sont regroupés en classes spectrales basées uniquement sur les informations dans les données par rapport aux bibliothèques de signatures ou autres classes d'information.

Une fois que l'ensemble de données est réduit à une taille qui peut être traitée et exploitée, classification des images peut être utilisée pour attribuer des informations spatiales et différents «thèmes», communément appelés «cartes thématiques». Ces thèmes sont utilisés pour représenter des éléments naturels tels que le sol ou d'autres caractéristiques géologiques,végétation,de l'eau ou des objets synthétiques tels que des structures ou des véhicules [26].

### ❖ Structure des images de télédétection

A ce stade de notre manuscrit et pour la suite, on ne parle plus des prétraitements introduits ci-dessus (géométrique, radiométrique ou autres). On considère ainsi les images reçues à partir des stations de réception au sol (après pré-traitement) comme étant un cube de données à deux dimensions spatiales et une dimension spectrale, comme représenté dans la figure 1.4. Il est à signaler qu'aucune distinction ne sera plus faite entre une image aéroportée et spatioportée. Par ailleurs, en ce qui concerne les longueurs d'onde utilisées, on se limite aux domaines réflectifs, c-à-dire le visible et le proche infrarouge (entre 0,4 et 2,5  $\mu\text{m}$ ). chaque cube est représenté comme une superposition d'images spectrales correspondant chacune à une des longueurs d'onde utilisées.

## 1.3. Télédétection et La couverture végétale

Le couvert végétal est l'une des ressources les plus précieuses. Il est une base pour tous les processus de vie. Il est nécessaire de disposer d'informations de qualité sur les relevés des plantes et des ressources en terres pour une meilleure gestion et une meilleure utilisation des Espaces verts. L'inventaire de couvert végétal est souvent réalisé dans le cadre d'un processus d'aménagement et de développement régional afin de déterminer l'emplacement et l'étendue de divers types de plantes. Les techniques TLD ont été couramment utilisées pour ces activités. cependant, la variabilité spatiale et temporelle des processus de surface rend les propriétés d'espaces verts variables et, par conséquent, il est difficile de mesurer directement à partir de leurs spectres de réflectance même sous des conditions contrôlées. Cette capacité pourrait être encore plus problématique dans le domaine de télédétection [17] car les variations se produisent à l'échelle de quelques mètres ou moins [2], les formes des spectres de réflectance obtenus à partir des couverts végétaux sont principalement variantes dans les régions spectrales (0,2-1,2  $\mu\text{m}$ ), figure 1-6 [10]. Cela peut être dû à un effet combiné de différents facteurs tels que la matière organique qui peuvent affecter la réflectance spectrale de surface des végétation et le rendre non cohérent dans la région du spectre.

La végétation est un indicateur clé de la qualité du sol. La végétation aide les sols à retenir l'eau et fournit des éléments nutritifs essentiels à la production agricole; Il protège également les sols contre l'érosion et aide à soutenir un ensemble sain et diversifié de plantes et d'animaux microscopiques [6]. La concentration de La végétation dans la surface permet d'en déduire des paramètres tels que la couleur du sol et la lithologie qui sont les variables les plus souvent utilisées pour les prévisions terrain-paysage [13]. La végétation est également une variable importante pour évaluer les processus de dégradation des terres. Par conséquent, une enquête détaillée de la végétation est importante.

L'identification de la répartition potentielle de la végétation dans l'espace et le temps est importante pour comprendre les processus du paysage pour une meilleure gestion. Une façon de le faire est d'utiliser des techniques TLD. Cependant, la variation de plusieurs types de plantes composants de la végétation est souvent difficile de suivre son 'évolution en terme de certaines espèces qui ont une influence majeure dans certaines régions qui répondent rapidement à des facteurs externes. Cela rend difficile la détection d'un type de végétation à partir de capteurs distants [8].

Dans l'état de l'art, la réflectance de la végétation diminue dans toute la gamme des longueurs d'onde de 1.4 à 2.5  $\mu\text{m}$  avec la teneur en matière organique de végétation (figure 1-6) [10]. Dans les régions semi-arides, l'hétérogénéité spatiale du couvert végétal est en facteur de type du sol, de couvert végétal et de topographie.

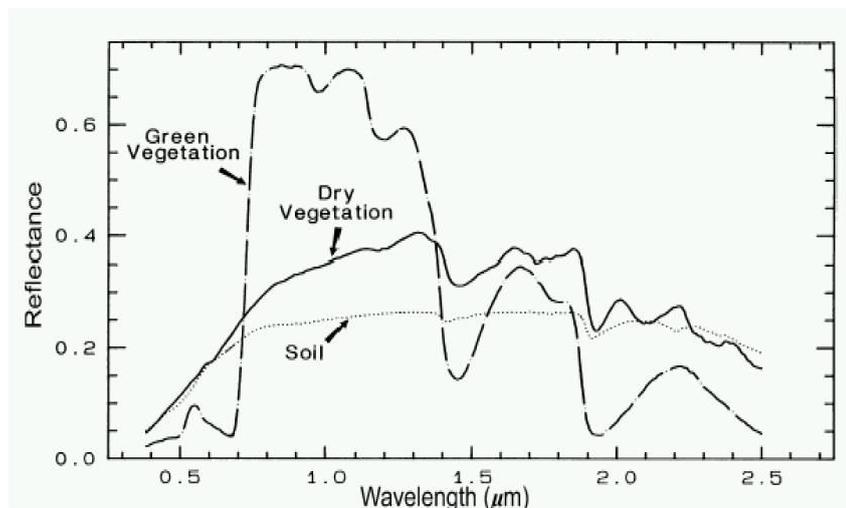


Figure 1.7 Spectre de réflectance de trois types de couvert végétal [10]

## 1.4. Problématiques de recherche

Cette recherche considère deux problèmes:

Dans chaque image détectée à distance, un grand nombre de pixels mixtes sont habituellement présents. Un pixel mixte est un élément d'image représentant une zone occupée par plus d'un type de couverture végétale. Fondamentalement, il existe deux situations dans lesquelles se produisent des pixels mixtes [16,5,3]. Le premier cas concerne les pixels situés aux bords de grands objets tels que des champs agricoles. Le deuxième cas se

produit lorsque les objets sont imagés qui sont relativement petits par rapport à la résolution spatiale du capteur. Pour un scanner donné, le nombre de pixels mixtes dépend du paysage en cours d'imagerie. Les proportions de pixels mixtes par exemple dans les images TM vont de 29,6% pour la catégorie eau [11] où, comme dans certains pays méditerranéens où la taille moyenne des champs est faible, la proportion de pixels mixtes peut atteindre 30% [21]. Ces chiffres indiquent que les pixels mixtes ont une influence significative sur les informations qui peuvent être dérivées. Par conséquent, la classification classique des pixels mixtes conduit à des erreurs qui rendent l'identification de la caractéristique ultérieure inexacte car elles ne reconnaissent pas la nature compositionnelle des surfaces naturelles dans le paysage [1]. Ces erreurs sont dues au principe de classification selon lequel tous les pixels sont purs, c'est-à-dire constitués d'un seul type de couverture de végétation, alors qu'en réalité ils ne le sont pas. Le non-mélange spectral peut résoudre ce problème de prise en compte de l'hétérogénéité de surface.

- ❖ Le problème que nous abordons ici est de savoir comment traiter les pixels mixtes lors de l'application de systèmes de détection multi spectrale pour identifier les zones potentielles de tel type couvert végétal. L'utilisation ultérieure de données multispectrales est prétendue pour surmonter les problèmes des pixels mixtes existants.
  
- ❖ Les images multispectrales sont adaptées pour fournir des informations détaillées sur la surface végétation, car elles ont des bandes étroites et continues. Cependant, la disponibilité limitée de ces données d'images et le coût élevé correspondant les rendent difficiles d'accès par un grand nombre d'utilisateurs. Selon [14], le capteur multispectral est le plus couramment utilisé pour les études de couverture et d'utilisation des types de sol. cela peut être dû à leur grande disponibilité et à un coût relativement faible, en dépit de la faible résolution spectrale, ils ne réussissent pas à identifier les caractéristiques de surface détaillées.

Cette recherche tente d'utiliser un avantage supplémentaire basé sur la modélisation des spectres purs de certaines compositions du pixel, afin d'améliorer l'identification d'espace stepique de l'image Landsat TM dans une petite partie de la zone d'étude.

## 1.6.l'idée général sur état de l'art

Plusieurs études ont été menées dans le domaine de la TLD pour traiter le problème du mélange des pixels. En conséquence, un certain nombre de résultats prometteurs et des

techniques sont étudiés. Parmi ces techniques, le mélange spectral [1], technique récemment développée pour de telles applications. Des techniques de mixage spectral ont été utilisées dans différentes études sur les ressources naturelles. Parmi ceux-ci [23] a appliqué un mélange non spectral sur différentes images TLD pour une application d'exploration minière et a permis d'identifier avec succès les proportions de minéraux purs après le mélange. Une étude similaire a été menée par [14] pour l'évaluation de la dégradation des terres et elle a prouvé que le mélange non spectral est une technique efficace pour identifier les changements de dégradation des sols.

### **1.7. Objectif de recherche**

Le but de cette recherche est d'évaluer l'applicabilité du mélange spectrale des images multispectrales pour identifier les zones potentielles de couverture végétale dans la Steppe Ouest-Sud Algérien considérée comme une zone d'intérêt.

Les objectifs spécifiques suivants sont pris en considération:

- Identifier le nombre optimal de bandes Landsat TM qui conviennent à la discrimination au niveau du l'espace détecté;
- Sélection des endmembers à étudier selon la méthode de classification
- Établir une relation mathématique entre les réflectances modules et le spectre extrait à partir les données Landsat TM;
- Estimer l'abondance des extrémités en pixels en utilisant la classification de mélange spectral;
- Identifier et évaluer les zones potentielles de l'Alfa et le Sparte dans la zone d'étude;
- Identifier et évaluer les zones de la Steppe et le palmeries dans le cas de l'oasis de brizena.

### **1.8. Questions de la recherche**

Les questions de la recherche suivantes nous aident à atteindre notre objectif énoncé ci-dessus :

- Le traitement intégré des images Landsat TM améliore-t-il la discrimination des niveaux du couvert végétal dans la zone d'étude?

- Quelle est l'influence de différentes combinaisons de bandes sur les résultats de classification du mélange spectral?
- Comment pouvons-nous évaluer l'exactitude des résultats du démixage spectral?
- Pouvons-nous utiliser des images d'abondance des endmembers à partir d'une analyse du mélange pour cartographier les zones potentielles de l'Alfa et le Sparte ou les palmeries dans les zones d'étude?

## 1.9. Données disponibles

Les données utilisées dans cette recherche peuvent être classées en deux types: les données d'observation de la Terre et les données de référence sur le terrain. La nature et les caractéristiques de ces données (les paramètres bibliographiques des feuilles) sont discutées dans l'**annexe II et III**

### 1.9.1. Données d'observation de la Terre

Dans cette recherche, toutes les données du capteur Landsat ont été utilisées. Ce sont des données multispectrales (TM, ETM, LIO) comme expliqué brièvement dans l'**annexe I**

## 1.10. Approche de recherche

Des données TLD multi-sources, y compris des images Landsat TM et des données de mesure de référence à la couverture végétale ont été utilisées dans cette recherche. Les scènes des images TM utilisées dans la courante thèse couvrent toute la zone d'étude.

Trois questions principales sont abordées dans cette recherche:

- Établir une relation entre les bandes sélectionnées du capteur Landsat et de réflectance modulée;
- Dériver les images de l'abondance des endmembers au moyen d'un mélange ;
- Cartographie des zones potentielles d'espace étudié dans la zone d'étude.

## 1.10. Conclusion

Le mélange des sources est un obstacle lorsque l'on étudie un phénomène écologique et environnemental. En particulier s'il concerne la couverture végétale. Nous proposons dans les chapitres suivants des solutions et des approches pour essayer de séparer les pixels mixtes, nous présenterons en détail des techniques de séparation spectrale de source au deuxième chapitre.

### 1.11.References.

- [1].**Adams**, J.B., Smith, M.O., and Johnson, P.E., 1985, Spectral mixture modeling: A new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site.: *Journal of Geophysical Research.*, v. 91(B8), p. 8090-8112.
- [2].**Asner**, G., and Lobell, D., 2000, A biogeophysical approach for automated SWIR unmixing of soils and vegetation: *Remote Sensing of Environment*, v. 74, p. 99–112.
- [3].**Ben Somers** et al 2011; Endmember variability in Spectral Mixture Analysis: A review. *Remote Sensing of Environment* 115 (2011) 1603–1616.

- [4].**Boardman** J. W., and Kruse, F. A., 1994, Automated spectral analysis: A geologic example using AVIRIS data, north Grapevine Mountains, Nevada: in Proceedings, Tenth Thematic Conference on Geologic Remote Sensing, Environmental Research Institute of Michigan, Ann Arbor, MI, p. I-407 - I-418.
- [5].**Boardmann**, J.W., Kruse, F.A., and Green, R.O., 1995, Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data: Proceedings of the fifth JPL Airborne Earth Science Workshop, v. 1, p. 23- 26.
- [6].**Cambridge** University, 2002, The state of the nations Ecosystem: Soil organic Matter, Cambridge University.
- [7].**Charles**, I., and Arnon, K., 1996, A Review of Mixture Modeling Techniques for Sub-pixel land cover Estimation: Remote sensing reviews, v. 13, p. 161-186.
- [8].**Clark**, R.N., 1999, Spectroscopy of rocks and minerals, and principles of spectroscopy., (New York: John Wiley & Sons), 3–58. p.
- [9].**Ferdinand Bonn** et **Guy Rochon** , Précis de télédétection Volume 1 – Principes et méthodes 1992, ISBN 2-7605-0613-4, 512 pages.
- [10].**Hoffer**, and Johannsen, C.J., 1969, Remote sensing in ecology: Athens, University of Georgia Press.
- [11]. **Irons**, J.R., Markham, B.L., Nelson, R.F., Toll, D.L., Williams, D.L., Latty, R.S., and Stauer, M.L., 1985, the effects of spatial resolution on the classification of Thematic Mapper data International Journal of Remote Sensing, v. 6, p. 1385-1403.
- [12].**Jensen**, J.R., 1996, Introductory Digital Image Processing: A remote sensing perspective: New Jersey, Prentice-Hall, 572-574 p.
- [13].**Joachim**, H., and Brigitta, S., 2000, Mapping Complex Patterns of Erosion and Stability in Dry Mediterranean Ecosystems: Remote sensing and Environment, v. 74, p. 557-569.
- [14].**Koch**, M., 2000, Geological controls of land degradation as detected by remote sensing: a case study in Los Menegros, north-east Spain: International Journal of Remote sensing, v. 21, p. 457-473.
- [15].**Léo P** et **Jean-Marie M. Dubois** ,précis de télédétection Volume 4 Méthodes de photointerprétation et d'interprétation d'image Presses de l'Université du Québec 2007 ISBN 978-2-7605-1485-0 (v. 4).
- [16].**Maurice**, S.G., 1998, Decomposition of mixed pixels in remote sensing images to improve the area estimation of agricultural fields [PhD thesis], Katholieke Universiteit Nijmegen.
- [17].**Peng**, W., 1998, Synthetic analysis for extracting information on soil salinity using remote sensing and GIS: A case study of Yamggao Basin, China.: Environmental Management, v. 22, p. 153- 159.
- [18].**Prasad**, S., Eden, A., Enclonab, c., Mark, S., Ashtonb, c., Christopher, L., and Minko, J., 2004, Hyperion, IKONOS, ALI, and ETM+ sensors in the study of

- African rainforests: Remote Sensing of Environment, v. 90, p. 23–43.
- [20].**Régis Caloz** et **Claude Collet** Précis de télédétection Volume 3 – Traitements numériques d'images de télédétection 2001, ISBN 2-7605-1145-6, 386 pages.
- [21].**Schoenmakers, R.P.H.M.**, 1995, Integrated methodology for segmentation of large optical satellite images in land applications of remote sensing. [PhD thesis]: The Netherlands, University of Nijmegen.
- [22].**S. Patteti**, B. Samanta, D. Chakravarty, and D. Dutt Mixed spectral study of hyperspectral data for abundance estimation of ores in Gua iron ore mines, IndiaCIM Journal | Vol. 6, No. 4 2015
- [23].**Van der Meer**, F., and de Jong, S., M., 2000, Improving the results of spectral unmixing of Landsat TM imagery by enhancing the Orthogonality of end members: International Journal of remote Sensing, v. 21, p. 2781-2797.
- [24].**Djaouad BENACHIR**, Méthodes de séparation aveugle de sources pour le de mélange d'images de télédétection, these de doctorat de l'Université de Toulouse, France, pages 02-07, 2014.
- [25]. **R. Jensen** Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective, 2nd Edition John R. Jensen Prentice-Hall, Inc.: Upper Saddle River, NJ., 2007. xvi and 592 pp., diagrams, maps, photos, images, index. ISBN 0-13-188950-8.
- [26]. **William Boregasser**, S. Hungate Hyperspectral remote sensing : principles and applications ISBN 978-1-56670-654-4 by Taylor & Francis Group, LLC 2008
- [27]. Centre canadien de télédétection (CCT) <http://nilerak.hatfieldgroup.com/>

---

## Dans ce chapitre

---

Résumé .....	24
2.1 Sources de données Télédétection.....	25
2.2. Pixels dans une image .....	28
2.2.1 Pixels mixtes.....	29
2.3 Analyse de mélange spectral (SMA).....	30
2.3.1 Modèle linéaire.....	31
2.3.3 Le modèle géométrique stochastique et Le modèle géométrique-optique .....	34
2.3.4 Comparaison entre les modèles .....	35
2.4 Sélection d'un Endmember .....	36
2.4.1. Techniques de sélection des endmembers .....	36
2.5 Résultats de la séparation des spectres ? .....	40
2.6. Conclusion.....	40
2.7 Références .....	41

---

## Résumé

---

Dans ce chapitre, quatre concepts de base sont présentés. Dans la section 2.1 nous avons expliqué les sources de données de Télédétection (TLD). L'analyse discriminante de mélange examinée à la section 2.1.2 est mise en œuvre pour la sélection des bandes spectrales dans la plupart des littératures. Les pixels mixtes sont communs dans la plupart des images TLD. Les causes et la nature des pixels mixtes sont expliquées dans la section 2.2. L'une des solutions possibles pour résoudre des problèmes liés aux pixels mixtes est l'analyse spectrale de mélange (ASM ou SMA en anglais). Ainsi, différents modèles SMA sont élaborés et comparés respectivement dans les sections 2.3 et 2.3.1. La sélection des membres est la première étape dans le traitement de l'analyse SMA et de l'analyse spectrale du mélange. Ainsi, les techniques de sélection des endmembers sont brièvement résumées à la section 2.4. La section 2.5 explique comment les techniques de démixage spectral sont utilisées pour obtenir des images d'abondance de endmembers. Enfin, une conclusion du chapitre est présentée à la section 2.6.

---

---

## 2.1 Sources de données Télédétection

Le domaine de la Télédétection (TLD) utilise l'énergie électromagnétique pour acquérir des informations sur un objet ou un phénomène. Chaque type d'objet a ses propres caractéristiques spectrales spécifiques: types de courbes spectrales et valeurs différentes des valeurs de réflectance spectrale dans différentes bandes. Ces caractéristiques sont déterminées par les propriétés physiques et chimiques des objets. Les données résultantes sont contenues dans un réseau numérique de nombres en 2D constitué de pixels, également appelés éléments d'image, tous ensemble formant une image.

Les informations obtenues à partir d'images TLD sont des enregistrements des valeurs de réflectance de surface pour chaque matériau imagé à l'intérieur du Champ de visée instantané (en anglais Field of View ou FOV) du système de capteur. Le détail des informations qui peuvent être dérivées des images dépend donc de la nature des capteurs utilisés. En conséquence, différentes images pour différentes applications ont des résolutions spatiales différentes et spectrales, allant du multispectrale à l'hyperspectrale.

Dans l'imagerie hyperspectrale, le spectre électromagnétique est échantillonné à des dizaines, des centaines voire des milliers de longueurs d'onde dans la région VIS et NIR [19].Le résultat est une vue très détaillée de la signature spectrale de la scène représentée par un pixel particulier étant donné que les canaux spectraux étroits et contigus qui constituent des capteurs hyperspectraux permettent de détecter de petites caractéristiques de recouvrement du sol et des variations locales qui pourraient autrement être masquées dans les bandes plus larges du système de balayage multispectral. Les travaux basés sur les réflectances spectrales en laboratoire et sur le terrain ont démontré leur potentiel pour fournir des informations sur différentes propriétés du sol parmi lesquelles figurent l'estimation quantitative de l'humidité[13] et la matière organique [3] .Des capteurs de haute résolution spectrale aéroportés tels que le spectromètre à infrarouge visible aéroporté (AVIRIS) et le capteur LANDSAT, se sont également révélés utiles dans de telles applications.

Pour des estimations sur l'information sur la composition de la surface du sol pour obtenir plusieurs propriétés du sol [3], le capteur LANDSAT fait partie des imageurs multispectraux existants qui ont été utilisés pour diverses applications dans l'étude TLD. L'instrument LANDSAT et les techniques de prétraitement d'images sont discutés dans l'annexe 1.

Une analyse de mélange discriminante [12] est habituellement effectuée pour étudier les différences entre les groupes multivariés, déterminer quels attributs distinguent les groupes et déterminer la manière la plus parcimonieuse de distinguer entre les groupes. C'est une technique a priori en ce sens que les groupes sont définis à l'avance. Les caractéristiques des prédicateurs (réflectance dans notre cas) sont liées à des groupes de formes basés sur des similitudes de distribution dans l'espace n-dimensionnel qui sont ensuite comparés à des groupes qui sont saisis par l'utilisateur comme vérité. Cela permet à l'utilisateur de tester la validité des groupes en fonction de données réelles, de tester des groupes qui ont été créés ou de mettre des objets en groupes.

Quand il y a plus de deux groupes, nous pouvons estimer plus d'une fonction discriminante; Le nombre de fonctions discriminantes est égal au nombre de groupes moins un. Une fois les fonctions discriminantes calculées, chaque groupe reçoit un score de fonction discriminant, qui est la valeur résultant de l'application d'une formule de fonction discriminante aux données pour un cas donné. Ces scores sont appelés scores de fonction discriminant standard ou corrélations canoniques[4] . Sous l'hypothèse que les observations sont aléatoires et sont normalement distribuées, et que la matrice de variance / covariance pour chaque groupe est la même, l'analyse technique / discriminante implique de dériver des combinaisons linéaires de deux ou plusieurs variables discriminantes qui différencieront le mieux les groupes définis priori. La première fonction discriminante définit la combinaison linéaire spécifique de variables qui maximisent le rapport de la variance entre les groupes à celle des groupes dans une seule dimension. La deuxième fonction discriminante explique la variance restante et ainsi de suite comme expliqué par le résultat des valeurs propres. Pour notre application, la fonction discriminante peut être exprimée mathématiquement comme suit:

$$\Phi = a + b_1 \cdot h_{\lambda_1} + b_2 \cdot h_{\lambda_2} + \dots + b_m \cdot h_{\lambda_m} \quad (1.1)$$

Lorsque  $\square$  représente la propriété groupée, c'est-à-dire différentes strates dans nos cas,  $a$  est un coefficient constant pour la population courante,  $\mathbf{b}_1$ ,  $\mathbf{b}_m$  sont des coefficients discriminants standard pour chaque longueur d'onde,  $\mathbf{h}$  est la réflectance d'une longueur d'onde donnée et  $\lambda$  représente la longueur d'onde.

L'importance relative de la variable indépendante ( $\mathbf{h}$ ) dans la fonction discriminante peut être expliquée dans les coefficients discriminants (canoniques) standardisés. Comme on le voit clairement dans l'équation ci-dessus, des coefficients discriminants standardisés sont utiles pour examiner chaque facteur par rapport aux autres. Par conséquent, si un coefficient est deux fois plus grand qu'un autre, il est deux fois plus bon qu'un discriminateur que l'autre.

Les valeurs propres de chaque fonction discriminante reflètent l'importance relative des fonctions, car elles reflètent le pourcentage de variance expliqué dans la variable dépendante, cumulant à 100% pour toutes les fonctions. S'il y a plus d'une fonction discriminante, la première sera la plus importante, la seconde la plus importante en puissance explicative, et ainsi de suite.

La sortie de l'analyse discriminante comprend un tableau de classification également appelé matrice de confusion, qui sert à évaluer la performance de l'analyse discriminante. Il ne faut pas les confondre avec le discriminant les fonctions. Les fonctions de classification peuvent être utilisées pour déterminer à quelles strates chaque cas est le plus susceptible

fait parti. Il s'agit simplement d'une table dans laquelle les lignes sont les catégories observées de la personne à charge et les colonnes sont les catégories prédites des personnes à charge. Lorsque la prédiction est parfaite, tous les cas se trouveront sur la diagonale. Le pourcentage de cas sur la diagonale est le pourcentage de classifications correctes. Le test ultime du pouvoir discriminatoire de la fonction est le taux de classification correcte à partir de

l'exactitude de la classification et des résultats validés de façon croisée [4]. Lorsqu'on considère plus de deux groupes, la formule de classification ou la plupart du temps connu sous le nom de fonction discriminative linéaire de Fisher ont la forme suivante:

$$S_j = S_{j0} + S_{j1} \cdot X_1 + \dots + S_{jp} \cdot X_p \quad (1.2)$$

Le score de classification ( $S_j$ ) pour le groupe  $j$  est obtenu en multipliant le score de rang sur chaque prédictor ( $X_p$ ) par son coefficient de fonction de classification associé ( $S_j$ ), en additionnant tous les prédictors et en ajoutant une constante,  $S_{j0}$ . Les coefficients sont obtenus en prenant l'inverse de la matrice de covariance interne  $W$  et en la multipliant par les moyens de prédiction ( $M_j$ ):

$$S_j = W^{-1} M_j \quad (1.3)$$

L'interception est trouvée par:

$$S_{j0} = -\frac{1}{2} S_j M_j \quad (1.4)$$

En plus du résultat de la classification, le test Lambda ( $\lambda$ ) de Wilk en analyse de mélange discriminante peut également être utilisé pour évaluer la qualité du modèle [22]. Wilk  $\lambda$  est la statistique de test préférée pour l'analyse de variance multivariée et se trouve à travers un rapport des déterminants [21]. Il peut être mathématiquement exprimé comme suit:

$$\lambda = \frac{|R_{error}|}{|R_{effect} + R_{error}|} \quad (1.5)$$

Où:  $\lambda$  est Lambda de Wilk et  $R$  est une matrice qui est également connue sous le nom Somme de Carré. Les valeurs de  $\lambda$  de Wilk sont indicatives de séparabilité ou de pouvoir discriminatoire de variables indépendantes ou de bandes spectrales dans notre cas, moins la valeur de  $\lambda$  de Wilk, la plus grande différenciation spectrale entre les strates et près de l'un indique que les strates ne sont pas différents. [22].

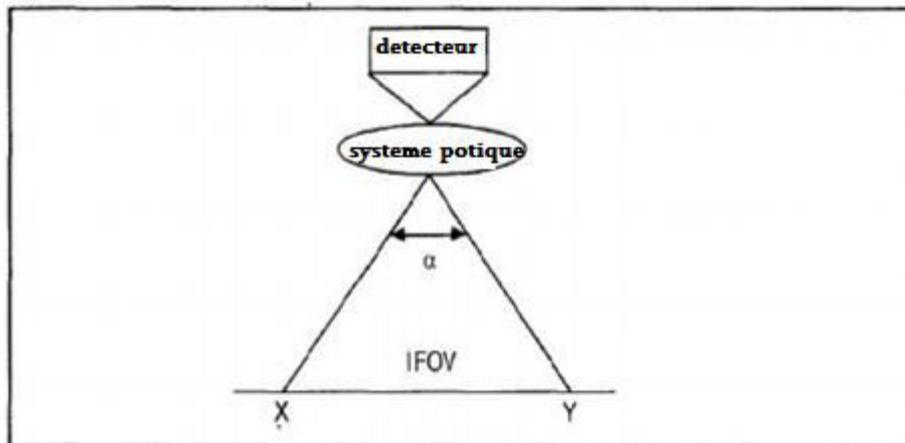
En résumé, lorsqu'on interprète les fonctions discriminantes multiples, qui résultent d'analyses comportant plus de deux groupes et plus d'une variable, on devrait d'abord tester les différentes fonctions pour la signification statistique et considérer uniquement les fonctions importantes pour un examen plus approfondi. Ensuite, il est bon de considérer les coefficients  $b$  standardisés pour chaque variable pour chaque fonction significative. Plus le coefficient  $b$  est standard, plus grande est la contribution unique de la variable respective à la

discrimination spécifiée par la fonction discriminante respective. En général, l'Analyse Discriminante est un outil très utile: pour détecter les variables qui permettent de discriminer entre différents groupes (naturels) et pour classer les cas en différents groupes avec une meilleure précision que le hasard. La théorie est facilement accessible dans [23]. Ils ont généralisé la théorie de la Discriminante à une analyse discriminante linéaire floue car elle considère l'appartenance de chaque individu à chacune des classes.

## 2.2. Pixels dans une image

Il est important de prendre en considération le mécanisme par lequel un scanner forme une image et l'idée de l'IFOV (*Champ de vision instantané*), qui est une mesure de la surface du sol vue par un seul élément détecteur dans un instant donné. Il est commode et pratique courante de construire une image à partir d'éléments d'image carrés ou rectangulaires ou de pixels. L'idée la plus simple que l'on retrouve souvent dans de nombreuses littératures, lorsqu'on décrit le fonctionnement d'un scanner, est que l'instrument reçoit tout le rayonnement provenant d'une certaine zone et génère une réponse proportionnelle à la quantité de rayonnement reçue. Par commodité, l'IFOV est généralement considéré comme une pièce rectangulaire (ou carrée) de la surface de la Terre, de sorte que, à partir de la matrice de données de balayage, une image peut être construite là où les pixels tombent une surface plane bidimensionnelle.

Il serait bien que ces objets soient vrais et que tous les objets sur le sol soient: exactement de la même taille que cet IFOV hypothétique rectangulaire ou carré (voir **Figure2.1**),



**Figure2. 1** Représentation du Champ de vision instantané IFOV [24]

tous alignés avec leurs bords parallèles ou perpendiculaires à la direction de balayage et exactement situés de telle sorte que leurs centres coïncident Avec les centres des pixels.

Même si le scanner réagissait uniformément à toutes les sources ponctuelles dans cet IFOV géométrique alors les chances de tous les objets sur le sol est nettement proche de zéro; Voitures, maisons, vaches, etc.

### 2.2.1 Pixels mixtes

La résolution d'une image est limitée par la taille du pixel. La taille des pixels est déterminée par l'IFOV du système optique du capteur. Même cette idée simple de ce que nous avons discuté ci-dessus ne représente pas exactement ce qui est dans le sol parce que les traits géographiques sur la surface de la terre sont hétérogènes par nature. Plus d'un type de couverture terrestre ou une caractéristique peuvent être inclus dans un IFOV pendant la numérisation. En conséquence, le rayonnement réfléchi provenant d'un pixel tel qu'observé dans l'imagerie TLD a rarement interagi avec un volume composé d'un seul matériau homogène [1]. Ces pixels sont habituellement constitués d'une combinaison d'un ou plusieurs matériaux de surface (pixels mixtes) car la

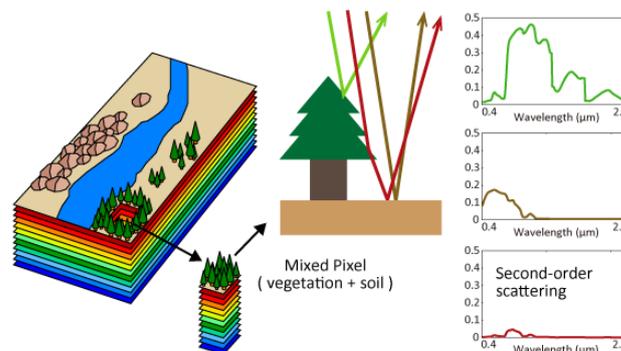


Figure 2. 2 Illustration d'un mixel (pixel mélangé) contenant plusieurs matériaux purs ,modifié de [4]

valeur de luminance détectée par le capteur provient d'un matériau de surface du sol hétérogène **Figure 2.3** .

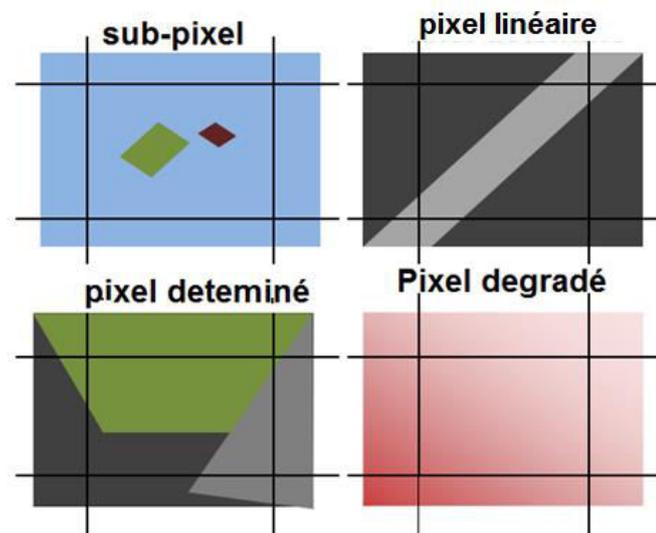


Figure 2. 3. Exemples d'occurrences de pixels mixtes, modifié de [11]

Plus l'empreinte de pixel est grande, moins il est probable qu'il se compose de matériau pur.

Même lorsque le FOV d'un capteur est rempli par un matériau cible unique, le mélange de l'éclat des pixels adjacents peut se produire en raison de la diffusion atmosphérique.

Selon [10] les sources possibles pour le mélange des pixels sont les suivantes:

Tous les matériaux présents dans le **FOV** contribuent à la réflexion mixte détectée à un pixel;

- ❖ Les conditions d'éclairage variables dues aux effets topographiques produisent des signaux spectralement mélangés, un volume très mince de matériau interagit avec la lumière solaire incidente
- ❖ Contribution du système optique du système de capteurs lui-même.

La nature et les caractéristiques de la surface du sol contribue également au mélange de pixels dans une image. Ces situations au sol selon [12] incluent:

- ❖ Limites entre deux unités de cartographie ou plus
- ❖ Objets linéaires sous-pixel;
- ❖ Petits objets sous-pixel (par exemple une maison ou un arbre);

Ces situations sont illustrées dans les schémas suivants.

### 2.3 Analyse de mélange spectral

L'extraction d'informations de couverture terrestre à partir d'images est traditionnellement considérée comme un problème de classification qui étiquette chaque pixel dans l'image comme l'une des seules quelques classes possibles. Cependant, en réalité, tous les degrés de mélange des classes de couverture végétale pure en pixels peuvent être trouvés en raison de la variation continue observée dans le paysage et du caractère mixte intrinsèque de la plupart des couvertures terrestres. Par conséquent, la discrétisation de la couverture terrestre dans un nombre limité de catégories contribue à une perte d'information. En variante, la modélisation des mélanges dans TLD prédit les fractions respectives / abondance des classes de couverture terrestre en pixels et caractérise plus précisément la couverture terrestre en décomposant un pixel en un petit nombre de classes «pure» "**Endmembers**". La carte de mélange résultante représente les fractions de couvertures de terres pures en pixels. Par exemple, les fractions de mélange - 30% de Végétation (arbres) , 20% de grasse et 50% de sol, un pixel peut être indiqué dans ces cartes par l'argile selon la règle de la majorité. Par conséquent, l'analyse de mélange est une composante nécessaire pour capturer une hétérogénéité sous-pixel dans la caractérisation des caractéristiques de surface à partir d'images de télédétection.

Au cours des derniers couples de décennies, les scientifiques ont fait des recherches sur les façons de mélanger des pixels pour déterminer les proportions de leurs composantes par la modélisation de mélanges spectrales. Plusieurs types de modèles de mélange sont proposés, y

compris des modèles géométriques linéaires, probabilistes, géométriques et stochastiques. Un examen détaillé de ces modèles est discuté dans [6].

### 2.3.1 Modèle linéaire

Une méthode simple et couramment utilisée d'analyse du mélange est le modèle linéaire [1]. Dans le modèle linéaire, le spectre est considéré comme une combinaison linéaire des spectres "purs" ( voir Figure.2.4) situés dans la zone de pixels, pondérés par leur abondance fractionnelle. Selon [18] les hypothèses suivantes s'appliquent:

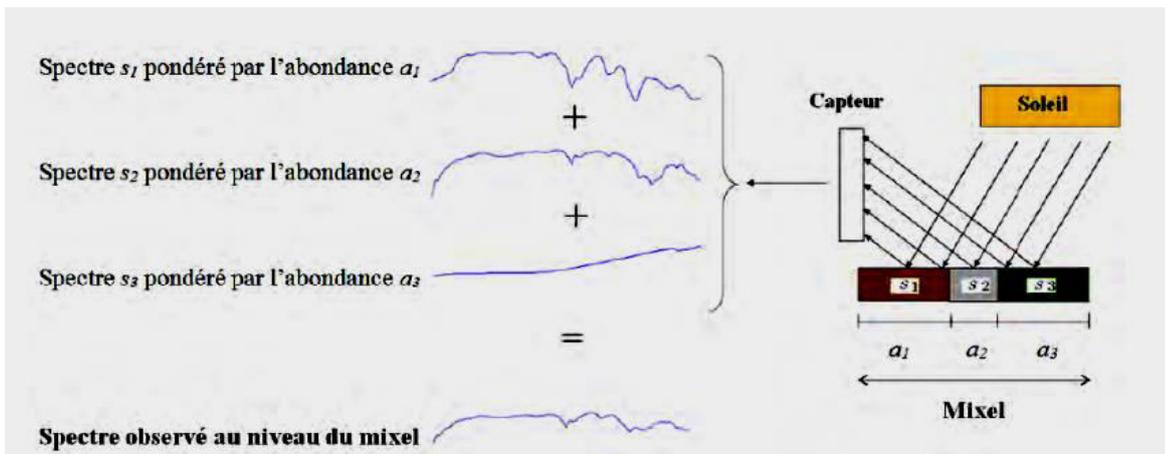


Figure 2.4 Spectre linéairement mélangé [18].

Il n'existe pas de quantités significatives de diffusion multiple entre différents types de couverture: chaque photon qui atteint le capteur a interagi avec un seul type de couverture;

- ❖ Chaque membre final doit être connu, ce qui implique que pour chaque pixel d'une image, le couvert terrestre est égal à l'unité.

Dans la modélisation de mélange linéaire, le spectre de réflectance de pixels résultant est une somme des fonctions de réflectance de matériau individuelles multipliées par la fraction de surface qu'elles constituent. Cela signifie qu'avec un nombre connu d'extrémités et donnant les spectres de chaque composante pure, la valeur de pixel observée dans toute bande spectrale est modélisée par la combinaison linéaire de la réponse spectrale de la composante à l'intérieur du pixel. Ce modèle de mélange linéaire peut être décrit mathématiquement pour un pixel dans la bande  $i$ , avec la réflectance de pixels observée  $r_i$  comme une équation linéaire,

$$r_i = f_1 a_{i,1} + f_2 a_{i,2} + \dots + f_j a_{i,j} + \varepsilon_i \quad (1.6)$$

Où:

$f_j$  est la  $j^{\text{ème}}$  fraction d'endmember dans un pixel,  $j$  est le nombre total de endmembers dans la scène,  $a_{i,j}$  Est la réflectance pure du  $i^{\text{ème}}$  endmember correspondre le  $i^{\text{ème}}$  pixel,  $\varepsilon_i$  est un terme d'erreur.

L'équation (6) ci-dessus peut être simplifiée comme suit:

$$r_i = \sum_{j=1}^n f_j a_{ij} + \varepsilon_i \quad (1.7)$$

L'équation (7) représente un système d'équations linéaires qui peut être exprimé en notation matricielle [55]:

$$\begin{pmatrix} x_I(1) & \dots & x_I(N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_K(1) & \dots & x_K(N) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{I1} & \dots & a_{IL} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{K1} & \dots & a_{KL} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_I(1) & \dots & s_I(N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_L(1) & \dots & s_L(N) \end{pmatrix} + \varepsilon_i \quad 1. (8)$$

Nous considérons chaque spectre (vecteur ligne) associé à un pixel d'une image comme un mélange linéaire instantané des spectres (vecteurs lignes) associés aux  $L$  matériaux purs présents dans la même image (les  $K$  pixels de l'image sont représentés ici sous une forme unidimensionnelle). Les valeurs de chaque vecteur ligne correspondent aux  $N$  bandes spectrales de l'image [18].

où  $x_i(n)$  représente la  $nième$  composante spectrale (réflectance) du pixel  $i$ ,  $s_j(n)$  est la  $nième$  composante spectrale du matériau pur  $j$  et  $a_{ij}$  représente l'abondance du matériau pur  $j$  dans le pixel  $i$ . Ainsi, nous appelons "sources (spectrales)" les spectres des matériaux purs, et chaque observation correspond à un pixel de l'image. Une représentation bidimensionnelle de cette approche est donnée dans la figure 2.5. En plus, les contraintes naturelles suivantes doivent être considérées :

$$s_j(n) \geq 0, a_{ij} \geq 0 \text{ et } \sum_j a_{ij} = 1, \forall \begin{matrix} i = 1 \dots K \\ j = 1 \dots L \\ n = 1 \dots N \end{matrix} \quad (1.9)$$

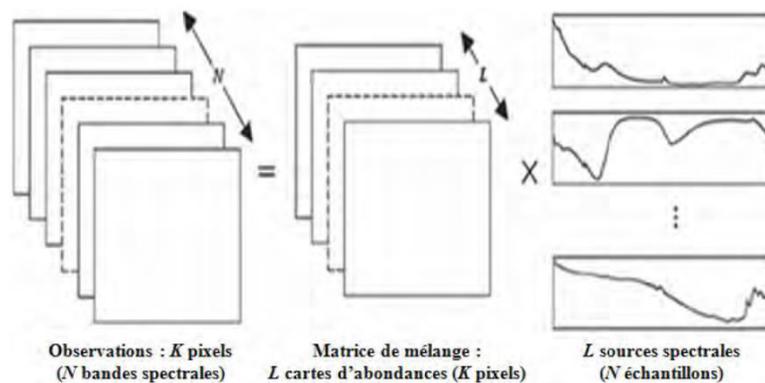


Figure 2.5 Modèle des données selon l'approche sources spectrales[18]

Ces contraintes naturelles signifient que les composantes spectrales ainsi que les abondances sont positives ou nulles, et que la somme des abondances sur chaque pixel vaut 1[18].

### 2.3.2 Modèle probabiliste

En plus de l'hypothèse d'un modèle linéaire, la réflectance est susceptible de varier dans l'espace et le temps, même pour un endmembre défini de façon étroite. Par exemple, un spectre de sol n'apparaît pas identique pour tous les endroits et toutes les années, mais varie selon une gamme de facteurs environnementaux et de gestion, tels que la température et l'état de labour. Ainsi, plutôt que de définir des membres finals avec un seul spectre, comme dans la plupart des approches, il est également possible de définir les endmembers comme un ensemble de spectres qui représentent toute la gamme de la variabilité potentielle [2].

Un type typique de modèle de probabilité est que l'utilisation des techniques approximatives de maximum de vraisemblance comme rapporté par [20]. L'incertitude de la fraction de l'endmember résultant de la variabilité de l'endmember peut alors être quantifiée dans un spectre choisi de façon aléatoire parmi chaque ensemble de l'endmember, les fractions estimées, ce qui est répété un grand nombre de fois pour obtenir une distribution de fractions pour chaque l'endmember.

Ainsi, les fractions de l'endmember ne sont pas estimées comme une valeur unique, mais comme une distribution de probabilité qui peut être utilisée pour construire des intervalles de confiance appropriés à l'application souhaitée. Ceci est réalisé en utilisant une fonction qui transforme un ensemble multivarié de mesures sur un échantillon sur la ligne discriminante linéaire, qui est ici la ligne joignant les moyens multivariés pour les deux classes de pixels homogènes dans l'espace multispectral. La distance carrée mesurée le long de la ligne de fonction discriminante est appelée M-distances [20].

La technique de la vraisemblance maximale approximative " *maximum likelihood* " est basée sur l'hypothèse que la position multivariée de la signature spectrale d'un pixel mixte par rapport à celles des moyennes de ses composantes homogènes donne une estimation approximative du maximum de vraisemblance des proportions de ces composantes dans des conditions normales multivariées. Si deux composantes doivent être discriminées notées  $x$  et  $y$ , alors la relation pour estimer la proportion de l'une d'elles dans un pixel est donnée par[20].

$$P_y = 0.5 + 0.5 \frac{d(m,x) + d(m,y)}{d(x,y)} \quad (1.10)$$

Où:

$P_y$  = proportion de composant  $y$  dans les pixels mélangés;  
 $d(x, y)$  = M-distance entre les moyens des composantes homogènes  $x$  et  $y$ ;  
 $d(m, x)$  = distance M entre le pixel mixte  $m$  et la moyenne  $X$ ;  
 $d(m, y)$  = distance M entre le pixel mixte  $m$  et la moyenne  $Y$ ;  
 $P_y = 0$ , si le résultat est négatif;  
 $P_y = 1$ , si le résultat est supérieur à 1.

Un inconvénient majeur de ce modèle est qu'il est limité à déterminer des proportions jusqu'à seulement deux extrémités dans un modèle mixte.

### 2.3.3 Le modèle géométrique stochastique et Le modèle géométrique-optique

Dans ce modèle, le paysage est conçu comme un sol plat contenant des arbres qui jettent leurs ombres sur le sol et parfois sur les arbres voisins. Ainsi, on ne considère que quatre types de couvert végétal: couvert soleil (C), couvert ombre (T), fond éclairé (G) et fond ombre (Z). La réflectance  $R$  d'un pixel est exprimée sous la forme d'une combinaison linéaire des réflectances de ces composantes pondérées chacune par la zone couverte par celle-ci, vue du sens d'observation[6] .

$$R = (A_C R_C + A_T R_T + A_G R_G + A_Z R_Z) / A \quad (1.11)$$

Où:  $R_C$   $R_T$   $R_G$   $R_Z$  désigne les réflectances des quatre composantes telles qu'indiquées par leurs indices, les  $A$  inscrits représentent la surface occupée par eux dans le pixel, et  $A$  est la surface du pixel lui-même.

Le modèle optique géométrique est plus complexe et nécessite plus d'intrants que les modèles linéaires et probabilistes [6] .

Le modèle géométrique stochastique est un cas particulier de modèle géométrique dans lequel les paramètres géométriques de scène sont traités comme une variété aléatoire afin d'absorber la variabilité aléatoire dans leur structure spatiale.

### 2.3.4 Comparaison entre les modèles

D'une manière générale, linéaire, probabiliste, sont relativement simples, où les modèles géométriques et stochastiques sont compliqués, impliquant l'incorporation de paramètres de géométrie de scène. Tous les modèles évoqués ci-dessus ont un caractère commun dans la mesure où ils expriment tous la réflectance d'un pixel en fonction à la fois de la réflectance des caractéristiques et des proportions spatiales de sa couverture terrestre constitutive. Il existe des différences dans le nombre et la nature des composants qui peuvent être résolus avec le modèle différent. Dans le modèle linéaire, la variabilité de la scène est prise en compte par le résidu aléatoire tandis que dans les modèles géométriques-optiques et stochastiques, elle est basée sur l'analyse de la géométrie de la scène. Dans le modèle probabiliste il est fait au moyen de quelques méthodes statistiques comme la technique du maximum de vraisemblance (*maximum likelihood*). Un bref résumé de l'applicabilité de différents modèles à chaque classe de couverture du sol est rapporté par [6]. Ceci est résumé dans le tableau ci-dessous («oui» est utilisé pour désigner les modèles applicables à chacun des problèmes indiqués, tandis que «non» est utilisé pour les modèles non applicables).

**Tableau 2.1** Applications des modèles de mélange pour différentes applications

Applications	Modèle Appliqué			
	linéaire	géométrique	probabiliste	Stochastique
Proportions dans la forêt dense	Oui	Oui	Oui	Non
Végétation par rapport au sol nu	Oui	Oui	Oui	Oui
Proportions dans une forêt de réserve	Oui	Oui	Oui	Non
Proportion de plantes différentes Communautés	Oui	Oui	Non	Non
Proportion de la superficie Couverture des différentes cultures	Oui	Oui	Non	Non
Proportion de Sols ou roches	Oui	Oui	Non	Non
Proportion de Minéraux	Oui	Oui	Non	Non

---

Le Tableau 2.1 donne un aperçu des différents modèles de mélange spectral en termes d'applicabilité dans différents domaines d'application. Le contenu de la table suggère que pour notre application, qui est d'identifier les niveaux de végétation, le modèle de mélange linéaire (haut éclairé) peut être utilisé.

## 2.4 Sélection d'un Endmember

Les entités pures en pixels mixtes sont appelées extrémités de ce pixel ou **Endmember**. La sélection et l'identification des extrémités spectrales dans une image est la clé du succès d'un modèle de mélange linéaire [4]. Un ensemble d'endmembers devrait permettre la description de toute la variabilité spectrale pour tous les pixels.

Deux approches différentes ont généralement été utilisées pour définir les membres finals dans un modèle de mélange:

- ❖ l'utilisation d'une bibliothèque de spectres de réflectance[1].
- ❖ l'utilisation des pixels les plus purs extraits des données d'image elle-même (sélection supervisé)
- ❖ modalisation spectrale de réflectance (simulation des paramètres biologiques ou géologiques des endmembers)

Les endmembers résultant de la première option sont désignés comme étant des endmembers connus, car la deuxième option entraîne la dérivation des endmembers. Le nombre maximum de endmembers pouvant être dérivés d'une image est égal au nombre de bandes moins un. De façon typique, trois à sept endmembers sont appropriés pour la plupart des applications, en fonction du nombre de canaux utilisés et de la variabilité spectrale des composants de scène [4] ont utilisé des spectres d'image et des connaissances de terrain pour sélectionner des endmembers pour leur analyse. Par conséquent, étant donné qu'aucun spectre de bibliothèque collecté à partir de champ n'existe pour cette étude, la seconde approche avec l'aide de données de référence de champ est adaptée ou modélisée.

### 2.4.1. Techniques de sélection des endmembers

Différentes techniques ont été utilisées pour sélectionner des endmembers à partir d'une image. Ceux-ci incluent: Pixel Purity Index (PPI), Analyse de composantes principales (PCA), Spectral Angle Mapper (SAM). Tout cela est expliqué comme suit.

### 2.4.2 Pixel Pureté Index (PPI)

La fonction PPI trouve les pixels les plus spectralement purs ou les plus extrêmes dans les données multispectrales et hyperspectrales [5]. Ceux-ci correspondent aux matériaux avec des spectres qui se combinent linéairement pour produire tous les spectres dans l'image. Le PPI est calculé en utilisant des projections de diagrammes de dispersion n-dimensionnels en 2-D et marquant les pixels extrêmes dans chaque projection. PPI algorithm utilise un tableau appelé *systolic tableau* consiste à calculer un très grand nombre de points produits et tous ces points produits peuvent être effectués simultanément. Le lecteur intéressé peut se référer à

l'article de Dominique et al., [9]. La sortie est une image (Image PPI) dans laquelle le DN de chaque pixel dans l'image correspond au nombre de fois que le pixel a été enregistré comme extrême. Ainsi, des pixels lumineux dans l'image montrent l'emplacement spatial des extrémités spectrales. Le seuillage d'image est utilisé pour sélectionner plusieurs milliers de pixels pour une analyse ultérieure, ce qui réduit considérablement le nombre de pixels à examiner.

### 2.4.3 Analyse des composantes principales (APC)

L'ACP est une transformation de coordonnées généralement associée à l'imagerie multi-bandes [24] PCA peut être appliquée pour compacter les données redondantes en moins de couches. Cela peut se faire en transformant un ensemble de bandes d'images, car les nouvelles couches appelées également composantes ne sont pas corrélées les unes avec les autres. Selon l'expression mathématique peut être donnée comme suit:

$$PCA = T'.DN' \quad (1.12)$$

Où:

DN' :est la matrice de nombres numériques,

T': est la matrice de transformation exprimée par les vecteurs propres

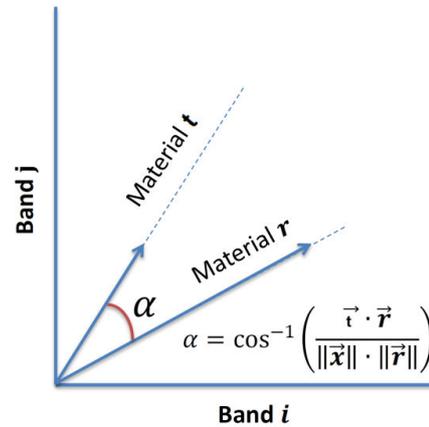
$$T' = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \cdots & \lambda_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_{k1} & \cdots & \lambda_{kk} \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

Les composants résultants sont souvent plus interprétables que les images originales. De ce fait, une nouvelle composante apporte de nouvelles informations. La pertinence des composantes est expliquée par le pourcentage de variance, les deux ou trois premières composantes portent la plupart des informations réelles de l'ensemble de données d'origine, tandis que les composantes ultérieures ne décrivent que des variations mineures (parfois du bruit). Lors de la visualisation des premiers composants dans une trame 2D, des pixels spectralement purs sont trouvés aux sommets de la trame de dispersion qui délimite l'espace de données des composantes principales [10].

### 2.4.5 Spectral Angle Mapper (SAM)

SAM est une méthode automatique qui calcule la similarité spectrale entre un spectre de réflectance de test et un spectre de réflectance de référence[10] . La similarité spectrale entre le spectre d'essai (ou pixel) et le spectre de référence (laboratoire / champ) est exprimée en

termes de l'angle moyen entre les deux spectres **Figure. 2.6**



**Figure2. 6** Spectral Angle Mapper representation

Dans cette approche, les spectres sont traités comme des vecteurs dans l'espace avec une dimension égale au nombre de bandes. Cette méthode est insensible à l'illumination. L'algorithme de cartographie spectrale détermine la similarité entre un spectre de test (spectre d'extrémité)  $\mathbf{t}$  et un spectre de référence (cible)  $\mathbf{r}$  pour  $n$  nombre de bandes à partir de l'arc-cosinus du produit-point des deux spectres définis comme:

$$\alpha = \cos^{-1} \left[ \frac{\sum_{i=1}^n t_i r_i}{\left[ \sum_{i=1}^n t_i^2 \right]^{\frac{1}{2}} \left[ \sum_{i=1}^n r_i^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \right] \quad (1.14)$$

Par conséquent, la sortie de SAM pour chaque pixel est une distance angulaire entre les deux spectres en radians (allant de 0 à  $\pi / 2$ ). La sortie de SAM sera un nouvel ensemble de données avec autant de bandes que le nombre de spectres inconnus (endmember) donnés comme entrée dans l'algorithme. L'autre sortie du classificateur SAM est des images multicouches, appelées images "règle", montrant la meilleure correspondance SAM entre le spectre de référence et le spectre de test à chaque pixel.

Les pixels plus foncés dans les images de règle représentent des angles spectraux plus petits, et donc des spectres qui sont plus semblables au spectre endmember et vice versa.

### 2.4.6 Unmixing spectral linéaire

Dans la plupart des algorithmes classiques de classification d'image, l'information thématique (donnant une classe fixe à un pixel) est obtenue en négligeant la nature compositionnelle des matériaux de surface. L'hypothèse selon laquelle un pixel peut être affecté uniquement à un seul type de couverture a été inacceptable dans de nombreuses recherches en raison de l'hétérogénéité de la surface de la Terre. L'idée de reconnaître la nature [1]. En utilisant ces techniques, il est possible de dériver les abondances relatives ou absolues d'un certain nombre de composantes spectralement pures, désignées ensemble comme étant des extrémités, contribuant à la réflectance observée de l'image. En dérivant les fractions de terminaux purs à partir du signal de pixel mixte. Par conséquent, les fractions à chaque pixel (le résultat de l'unmixing) peuvent être résolues en prenant l'inverse de l'équation 8.

$$f + \varepsilon = A^{-1} \cdot r \quad (1.15)$$

L'erreur  $\varepsilon$  est la différence entre le spectre mesuré et le spectre modélisé dans chaque bande.

De plus, on peut imposer des contraintes aux solutions de l'équation 17. Un ensemble de contraintes exige que les fractions d'un pixel se résument à l'unité. Mais ces contraintes ne sont significatives que si l'on considère le domaine scientifique des applications (du point de vue de la science de la terre, par exemple), d'un point de vue statistique, cela signifie moins forcer les modèles de mélange à se limiter aux données [4]

$$\sum_{j=1}^n f_j = 1 \quad (1.16)$$

Un ensemble totalement contraint exigerait également que chaque fraction individuelle soit comprise entre 0 et 1:

$$0 \leq f_j \leq 1 \quad (1.17)$$

Bien que les fractions entièrement contraintes semblent intuitives, les valeurs en dehors des limites ont une signification physique [1]. Cependant, des fractions négatives peuvent également se produire en raison d'un nombre inapproprié de sélections de membre final puisque le nombre de membres terminaux est limité par le nombre de bandes d'images utilisées, le nombre de membres finaux doit être inférieur au nombre de bandes au moins d'un, Ambiguïté [4].

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (\varepsilon_i^2)}{m}} \quad (1.19)$$

L'erreur RMS est utilisée pour évaluer l'ajustement du modèle de démixage spectral. Si une image a  $m$  pixels, l'erreur RMS est calculée pour tous les pixels d'image. Une erreur RMS plus importante est une indication du modèle mal adapté. Ainsi, l'image d'erreur, qui est produite pendant le processus de mélange, peut être utilisée pour évaluer si les membres finaux sont correctement sélectionnés et si le nombre de membres finaux sélectionnés est suffisant ou non.

## 2.5 Résultats de la séparation des spectres ?

Dans la plupart des techniques classiques de classification d'images telles que le maximum de vraisemblance, le produit final est une carte thématique unique. Lorsque la technique de séparation spectral décompose les spectres d'image en une série de fractions d'extrémités, on obtient des produits finaux qui sont une série d'images montrant l'abondance fractionnelle des extrémités, c'est-à-dire montrant des proportions (quantitativement) de chaque élément d'extrémité présent dans chaque pixel de l'image TLD. Ces images d'abondance de fraction ont la même étendue que l'image originale. La deuxième sortie de la classification d'unmixing est une image d'erreur qui donne une Distribution d'erreur quantitative dans chaque pixel d'une image TLD. Cela permet d'évaluer performance du modèle. Les petites valeurs RMSE impliquent un bon modèle .

## 2.6. Conclusion

D'après la théorie présentée dans ce chapitre, les concepts de base suivants sont pertinents pour ce travail de recherche. a causes des pixels mixtes dans une image TLD, les différents modèles SMA et diverses techniques utilisées pour la sélection des endmember sont examinées en détail. A partir des techniques de modélisation SMA disponibles, le modèle de mélange spectral linéaire est jugé pertinent pour cette étude selon l'explication donnée dans la section 2.3.

---

## 2.7 Références

- [1] **Adams**, J.B., Smith, M.O., and Johnson, P.E., 1985, Spectral mixture modeling: A new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site.: *Journal of Geophysical Research*, v. 91(B8), p. 8090-8112.
- [2] **Asner**, G., and Lobell, D., 2000, A biogeophysical approach for automated SWIR unmixing of soils and vegetation: *Remote Sensing of Environment*, v. 74, p. 99–112.
- [3] **Ben-Dor**, E., and Banin, A., 1994, Visible and near infrared (0.4–1.1  $\mu\text{m}$ ) analysis of arid and semiarid soils.: *Remote Sensing of Environment*, v. 48, p. 261–274.
- [4] **Ben Somers** et al 2011; Endmember variability in Spectral Mixture Analysis: A review. *Remote Sensing of Environment* 115 (2011) 1603–1616
- [5] **Boardmann**, J.W., Kruse, F.A., and Green, R.O., 1995, Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data: Proceedings of the fifth JPL Airborne Earth Science Workshop, v. 1, p. 23- 26.
- [6] **Charles**, I., and Arnon, K., 1996, A Review of Mixture Modeling Techniques for Sub-pixel land cover Estimation: *Remote sensing reviews*, v. 13, p. 161-186.
- [7] **Clark**, R.N., 1999, Spectroscopy of rocks and minerals, and principles of spectroscopy., (New York: John Wiley & Sons), 3–58. p.
- [8] **M. C. Girard**, C. M. Girard, *Traitement des Données de Télédétection*, Dunod, 2004.
- [9] **Dominique**, L., Erwan, F., Steven, D., and Charles, W., 1999, Systolic array for computing the pixel purity index (PPI) algorithm on hyper spectral images, IRISA, Campus de Beaulieu, 35042 Rennes cedex, France.
- [10] **Donat-P.Hader**, 1992, Image analysis:Methods and applications, CRB press.
- [10] **ENVI Tutorial**, 2000, ENVI version 3.4. Environment for Visualizing Images. With software,
- [11]**Fisher**, P., 1997, The pixel: a snare and a delusion: *International Journal of Remote Sensing*, v. 18
- [12] **Fisher**, R.A., 1936, The use of multiple measurements in taxonomic problems, Volume 7, p. 179-188.
- [13] **Galvao**, L.S., and Vitorello, I., 1998, Role of organic matter in obliterating the effects of iron on spectral reflectance and colour of Brazilian tropical soils: *International Journal of Remote Sensing*, v. 19, p. 1969–1979.
- [14] **Girouard**, G., Bannari, A., and El Harti, A., 2001, Validated SAM algorithm for Geological mapping: Ottawa, University of Ottawa.
- [15] **Gross**, H., N., 1998, Application of spectral Mixture Analysis and Image Fusion techniques for Image sharpening: *Remote sensing and Environment*, v. 63, p. 85-94.
- [17] **Jensen**, J.R., 1996, *Introductory Digital Image Processing: A remote sensing perspective*: New Jersey, Prentice-Hall, 572-574 p.
- [18] **MOUSSA** S. K. Méthodes de séparation aveugle de sources et application à la télédétection spatiale 2012 thèse doctorat l’Université Toulouse III – Paul Sabatier (France)

- 
- [19] **Kyu-Sung**, L., Warren, B., Robert, E., Thomas, K., and Stith, T., 2004, Hyperspectral versus multispectral data for estimating leaf area index in four different biomes: *Remote Sensing of Environment*, v. 91, p. 508–520.
- [20] **Marsh**, Switzer, and Kowalik., 1980, Resolving the percentage of component terrains within single resolution elements.: *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 46, p. 1079- 1086.
- [21] **Mather**, P.M., 1999, *Computer processing of remotely-sensed images: An introduction*, New York: Wiley.
- [22] **Prasad**, S., Eden, A., Enclonab, c., Mark, S., Ashtonb, c., Christopher, L., and Minko, J., 2004, Hyperion, IKONOS, ALI, and ETM+ sensors in the study of African rainforests: *Remote Sensing of Environment*, v. 90, p. 23–43.
- [23] **Schowengerdt**, A.R., 1997, *Remote sensing: Models and Methods for Image processing*, Academic Press, 389-478 p.
- [24] **Sabins**, Floyd F. 1997, *Remote sensing : principles and interpretation /* - 3rd ed. New York : W.H. Freeman and Co.,

## Dans ce Chapitre

Résume .....	44
3.1. Introduction .....	45
3.2 Les caractéristiques spectrales de la végétation .....	45
3.2.1 Signatures spectrales .....	45
3.2.2 Les propriétés optiques des feuilles.....	46
3.2.4 Les pigments foliaires .....	47
3.2.5 La structure cellulaire des feuilles .....	47
3.2.6.L'influence de la teneur en eau .....	49
3.3.Comportement spectral.....	50
3.3.1 Les facteurs externes aux couverts végétaux.....	51
3.4 . Les indices de végétation .....	52
3.4.1. Le principe.....	53
3.4.2 Les indices de végétation.....	54
3.4.3 Indices de végétation intrinsèques.....	54
3.5 Modélisation des propriétés optiques spectrales de végétations .....	58
3.6.Conclusion.....	59
3.7.Références bibliographiques.....	60

**Résumé**

---

Dans ce chapitre, nous discutons les caractéristiques spectrales de la végétation terrestre. A ce titre, nous présenterons les définitions de la signature spectrale des principales surfaces naturelles, ainsi que les propriétés optiques des feuilles. Nous aborderons par ailleurs, le Comportement spectral, permettant ainsi la présentation des facteurs externes aux couverts végétaux. En fin, nous présentons Les principaux indices de végétation utilisés dans le domaine de classification par estimation de la couverture végétale terrestre.

---

### 3.1. Introduction

La végétation et les sols sont les principaux composants des surfaces terrestres observées par les satellites de télédétection. Ils sont même le composant principal lorsque la végétation est peu abondante pour des raisons climatiques ou culturelles. Leurs propriétés spectrales sont mesurées de façon précise expérimentalement ou par simulation. Elles dépendent principalement de la teneur, en argiles, en carbonates, en matières organiques, et en eau. Tous ces composants ont également une influence nette sur la couleur observée à l'œil nu. Celle-ci peut être reliée à la mesure de réflectance dans le domaine du visible et de l'infrarouge. La réflectance au niveau d'un pixel est alors une moyenne pondérée des propriétés spectrales élémentaires. Plutôt qu'une "signature spectrale", ces différentes approches permettent de prévoir le comportement spectral d'un sol dans différents cas de figure. Avec les nouveaux capteurs de télédétection prévus, ces études sont amenées à se développer rapidement.

## 3.2 Les caractéristiques spectrales de la végétation

### 3.2.1 Signatures spectrales

La télédétection est basée sur la mesure du rayonnement réfléchi ou émis par différents corps. Les objets ayant des caractéristiques de surface différentes réfléchissent ou absorbent le rayonnement du soleil de différentes façons.

Les propriétés de réflectance d'un objet dépendent du matériau particulier et de son état physique et chimique (par exemple l'humidité), de la rugosité de surface ainsi que des circonstances géométriques (par exemple l'angle d'incidence de la lumière solaire). Les caractéristiques de surface les plus importantes sont la couleur, la structure et la texture de surface.

Ces différences permettent d'identifier différentes caractéristiques ou matériaux de surface terrestre en analysant leurs modèles de réflectance spectrale ou leurs signatures spectrales. Ces signatures peuvent être visualisées dans des courbes de réflectance spectrale dites en fonction des longueurs d'onde. La figure de la colonne de droite montre les courbes de réflectance spectrale typiques de trois types de caractéristiques de base de la Terre: la végétation verte, le sol sec et nu et l'eau claire.

La courbe de réflectance spectrale du sol nu est considérablement moins variable. La courbe de réflectance est affectée par la teneur en humidité, la texture du sol, la rugosité de surface, la présence d'oxyde de fer et de matière organique. Ces facteurs sont moins dominants que les caractéristiques d'absorbance observées dans la réflectance de la végétation. La végétation couvre une énorme portion de la surface émergée de la Terre. Ses rôles dans la régulation de la température globale, dans l'absorption de CO<sub>2</sub> et dans d'autres fonctions importantes en font un type de couvert du sol particulièrement important et intéressant. La télédétection profite de la manière particulière dont la végétation réfléchit le rayonnement électromagnétique incident pour obtenir de l'information sur la végétation.

On trouve deux couches de cellules différentes sous l'épiderme supérieur (la fine couche de cellules qui forme la surface de la feuille). La couche supérieure est le parenchyme palissadique constitué de cellules allongées disposées les unes à côté des autres dans le sens vertical. Dans cette couche se trouve la plupart de la chlorophylle, une protéine qui va capter l'énergie solaire pour alimenter le processus de la photosynthèse. La couche inférieure est

le parenchyme lacuneux (ou spongieux) constitué de cellules à formes irrégulières et d'espaces vides qui favorisent la circulation des gaz.

### 3.2.2 Les propriétés optiques des feuilles

L'absorption des ondes électromagnétiques par les organes végétaux chlorophylliens est importante dans le domaine du visible, mais deux bandes d'absorption existent aussi dans le moyen infra-rouge. La réflectance est en revanche élevée dans les longueurs d'ondes correspondant au proche infra-rouge (figure.3. 1).

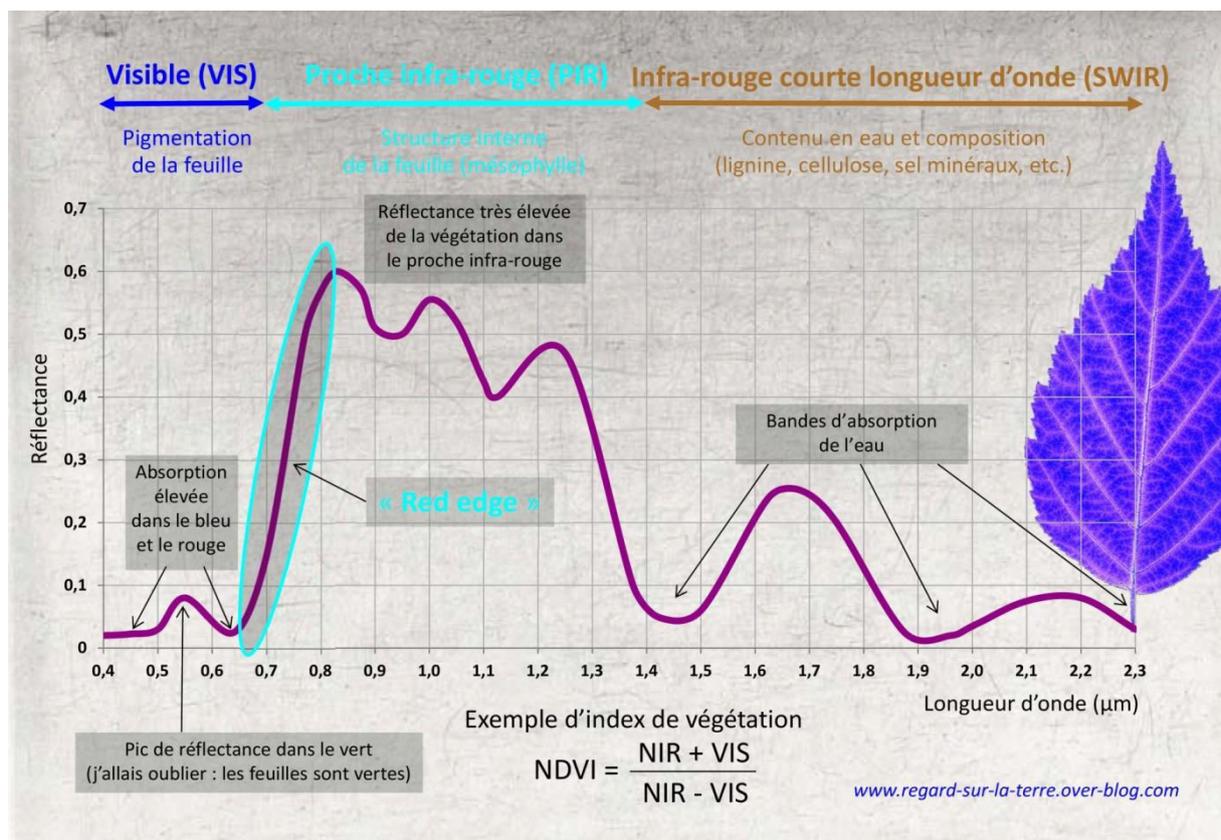


Figure 3.1 Propriétés optiques des feuilles [14]

Dans le moyen infrarouge se retrouvent les bandes d'absorption correspondant à l'eau de constitution des tissus végétaux. Dans le proche infrarouge les ondes électromagnétiques sont pour l'essentiel transmises ou réfléchies. La partie réfléchi, de l'ordre de 50%, dépend de la structure des tissus végétaux, en particulier de celle du parenchyme lacuneux (Figure.3.2).

Les propriétés optiques des feuilles sont reliées à leurs caractéristiques biochimiques (teneur en pigments, structure cellulaire, teneur en eau, état physiologique, *etc.*). On distingue trois types d'éléments qui interviennent dans les propriétés optiques des feuilles et qui correspondent aux grands domaines spectraux du visible, du proche infrarouge et de l'infrarouge moyen.

- la teneur en pigments
- l'anatomie des feuilles, leur structure cellulaire
- la teneur en eau

Ces trois éléments varient au cours du temps et entraînent par conséquent des changements dans la structure et les caractéristiques des couverts végétaux. Plutôt que de parler de signature spectrale, on va parler de comportement spectral de la végétation .

### 3.2.4 Les pigments foliaires

Tous les végétaux renferment des pigments : chlorophylles (pigments verts), carotènes (pigment orangés) et anthocyanes (pigments bleus rouges), les pigments chlorophylliens étant de loin les plus abondants. La chlorophylle possède deux bandes d'absorption dans le bleu (450 nm) et dans le rouge (660 nm). La présence des pigments foliaires dans les végétaux est donc responsable de la forte absorption du rayonnement visible, avec un maximum relatif de réflectance autour du vert (550 nm).

### 3.2.5 La structure cellulaire des feuilles

La structure anatomique des feuilles joue un rôle très important dans la signature spectrale de la végétation. Si les pigments chlorophylliens absorbent la majeure partie du rayonnement visible qui leur parvient, ils sont en revanche totalement transparents au rayonnement de plus grande longueur d'onde. Le proche infrarouge traverse donc la feuille jusqu'à une couche cellulaire formée de cellules irrégulières et d'espaces intercellulaires dans lesquels sont stockés les gaz échangés entre la feuille et l'atmosphère, le parenchyme lacuneux ou mésophylle. C'est au niveau de cette couche, lieu d'échange entre l'oxygène et le dioxyde de carbone dans les processus de la photosynthèse et de la respiration, que le rayonnement proche infrarouge est fortement réfléchi (Figure 3.1). Il est d'autant mieux réfléchi que le parenchyme lacuneux est bien développé les longueurs d'onde bleue et rouge sont absorbées par la chlorophylle. Les vertes sont très faiblement réfléchies par la feuille. Le rayonnement PIR, lui, est fortement réfléchi par le parenchyme lacuneux.[11]

La réflectance dans les bandes rouge et proche infrarouge est donc directement liée à la biomasse végétale. Il est donc possible de déterminer radiométriquement cette biomasse en utilisant l'information contenue dans ces deux bandes spectrales, en utilisant des indices de végétation.

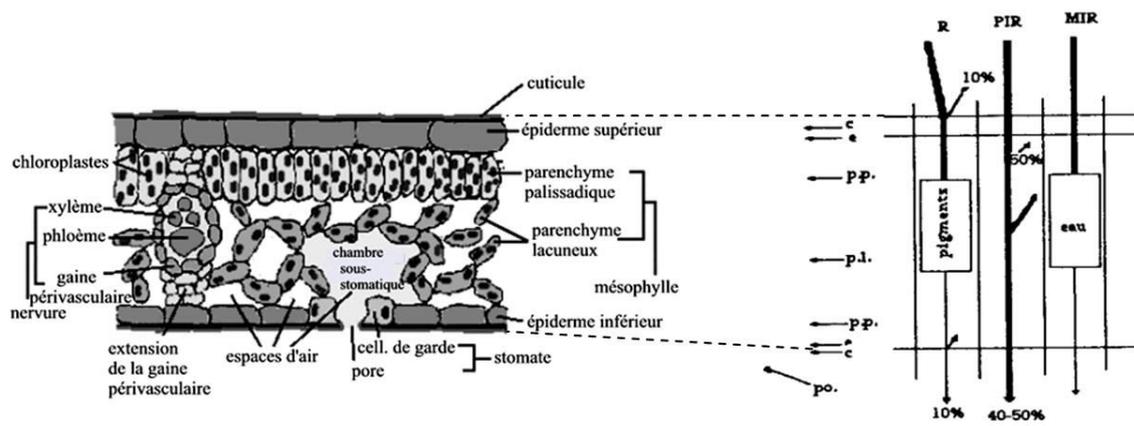


Figure 3.2. Propriétés optiques d’une limbe dans le rouge, le proche et moyen Ma-rouge c. = cuticule; I.= épiderme; p.p. = parenchyme palissadique; P.I. = parenchyme lacuneux; po. = p011 ou trichome

Les propriétés optiques des feuilles dans le visible sont liées à celles des pigments végétaux, en particulier à celles des chlorophylles qui présentent deux bandes d’absorption principales[9,10]

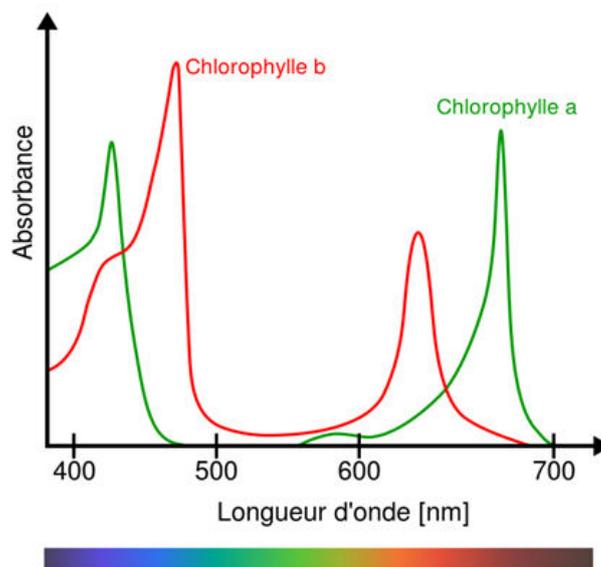


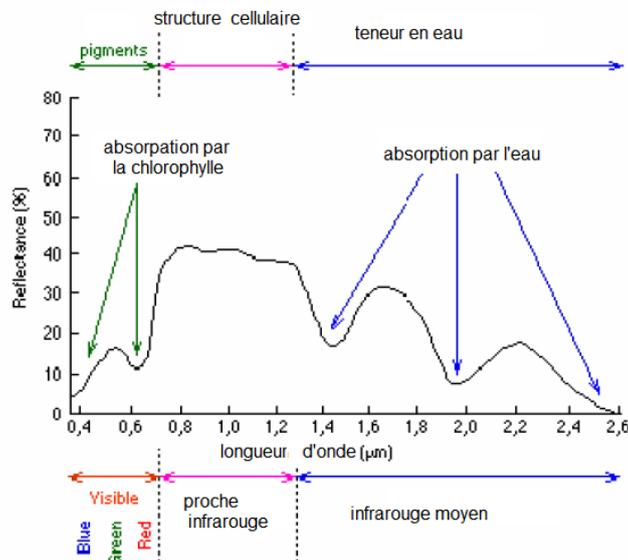
Figure 3.3. Spectre d’absorption de la chlorophylle a et b [9,10].

l’une à 450 nm dans le bleu, l’autre à 650 nm dans le rouge (Figure.3.3). Les pigments chlorophylliens sont contenus dans les chloroplastes localisés en majorité dans le parenchyme palissadique des limbes (Figure. 3.2).

Deux conséquences, aux retombées pratiques importantes, découlent de ces propriétés: la réflectance dans le proche infra-rouge est liée de façon positive à la biomasse végétale, la réflectance dans le rouge l’est de façon négative. C’est le fondement du principe de détermination radiométrique des phytomasses, du recouvrement de la végétation .

### 3.2.6.L'influence de la teneur en eau

La teneur en eau des feuilles est également un facteur qui va fortement influencer la signature spectrale de la végétation, dans les longueurs d'onde de l'infrarouge moyen. Plus la teneur en eau est forte, plus la réflectance de la végétation diminue, en particulier aux longueurs d'onde 1450 nm et 1900 nm qui correspondent aux bandes d'absorption de l'eau.



**Figure 3.3** principaux facteurs influençant la signature spectrale de la végétation dans le visible, le proche infrarouge et l'infrarouge moyen [14].

Ce domaine de longueur d'onde est très utile en télédétection des couverts végétaux, il permet notamment de détecter les plantes en état de stress hydrique.

la Figure.3.4 précise les facteurs prépondérants dans la signature spectrale d'un végétal sain, pour des longueurs d'onde allant du visible à l'infrarouge moyen.

**Visible 400-700 nm** : dans le visible, les propriétés optiques des feuilles sont fortement conditionnées par la pigmentation foliaire, xanthophylle, carotène, antocyanes, et tout particulièrement les chlorophylles a et b. On distingue deux bandes de faible réflectance et de forte absorption, dans le bleu (450 nm) et dans le rouge (670 nm), provoquées par les chlorophylles a et b. Entre ces deux bandes, se situe un pic de réflectance autour de 550 nm (vert, jaune)

**Proche Infrarouge 700-1300 nm**: dans le proche infrarouge, les propriétés optiques sont affectées par la structure interne de la feuille. On observe une faible absorption et des fortes réflectance et transmittance. Pour cette bande, les pigments foliaires et la cellulose, qui constituent les parois cellulaires, sont transparents et induisent une faible absorption (10% maximum). La réflectance et la transmittance sont pratiquement similaires. La réflectance (50% maximum) atteint un plateau dont le niveau est lié à la structure anatomique des feuilles. Celui-ci est d'autant plus élevé que les feuilles présentent une structure cellulaire irrégulière, une composition hétérogène et un nombre d'assises cellulaires important (Guyot, 1989).

**Infrarouge moyen 1300-2500 nm** : dans la bande infrarouge moyen, on distingue essentiellement les bandes d'absorption de l'eau, centrées sur 1450 nm, 1950 nm et 2500 nm. Les pics de réflectance sont à 1650 nm et 2200 nm (canaux 5 et 7 du satellite *LANDSAT TM*).

De nombreux facteurs (structure interne des feuilles, âge, teneur en eau, déficiences minérales et état sanitaire des feuilles) sont à l'origine des perturbations de ces propriétés [14]

1- La taille des cellules et l'épaisseur relative du parenchyme lacuneux conditionnent la réflectance dans le proche infrarouge. Les feuilles épaisses sont généralement plus réfléchissantes que les feuilles fines. Notons aussi que pour une même espèce, les feuilles de lumière sont plus épaisses et plus réfléchissantes que les feuilles d'ombre.

2- L'âge des feuilles affecte indirectement les propriétés optiques, car il influence la structure et la composition des feuilles. Ses effets sont généralement liés à des variations de la concentration chlorophyllienne. Au cours de la saison de végétation dans les forêts de feuillus, des variations phénologiques sont visibles. La diminution de la concentration chlorophyllienne à la fin de la saison de végétation a pour effet une forte diminution de l'absorption et un accroissement de la réflectance dans le jaune-vert et dans le rouge. Dans le proche infrarouge, l'évolution est uniquement visible lorsque la structure interne des feuilles se trouve modifiée. Chez les conifères, la réflectance des aiguilles diminue lorsque l'âge augmente. Cette diminution est provoquée par l'augmentation de la concentration chlorophyllienne et la structure interne des aiguilles, qui devient de plus en plus dense[14]

3- Les effets de la teneur en eau se manifestent dans toutes les bandes spectrales. Une diminution de la teneur en eau a pour effet une augmentation de la réflectance. Elle est beaucoup plus importante dans l'infrarouge moyen que dans le visible et le proche infrarouge.

### 3.3. Comportement spectral

On parle de comportement spectral plutôt que de signature spectrale pour bien montrer que la réflectance de la végétation n'est pas constante. Elle varie non seulement en fonction des types de végétaux (les résineux par exemple, ont une réflectance moins importante que les feuillus dans le proche infrarouge), mais également selon l'état de santé d'une plante. Comme le montre Figure.3.5, la signature spectrale de la végétation dans le visible ne varie pratiquement pas quelque soit le type de végétal. En revanche, on note des différences sensibles dans le proche infrarouge, liées à la structure du parenchyme lacuneux, comme nous l'avons vu précédemment. La différence est très nette entre les feuillus et les résineux, ces derniers ayant une réflectance bien moindre dans le proche infrarouge.

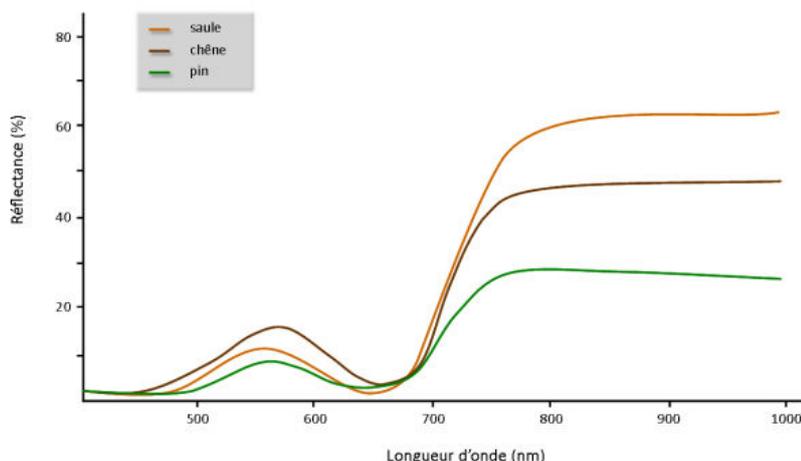
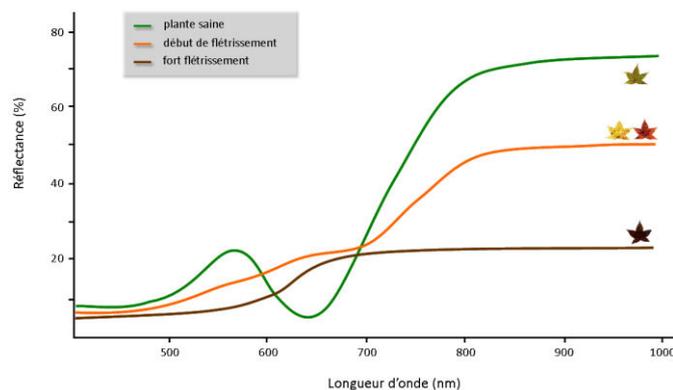


Figure 3.4 variations de la signature spectrale en fonction du type de végétation [13]

Les changements physiologiques qui accompagnent la croissance d'une plante, depuis la phase de maturation jusqu'à sa sénescence, qu'elle soit naturelle (stades phénologiques) ou liée au stress, influent fortement sur la signature spectrale de la végétation (Figure.3.6). Lorsque vient l'automne par exemple, les plantes diminuent leur activité photosynthétique, les pigments chlorophylliens disparaissent laissant aux autres pigments foliaires le soin d'exprimer leurs couleurs. Les cellules entrent peu à peu en état de plasmolyse, entraînant une déstructuration des couches cellulaires. On observe par conséquent une sensible augmentation de la réflectance dans les grandes longueurs d'onde du visible (jaune - rouge) et parallèlement, une diminution de la réflectance dans le proche infrarouge.



**Figure 3. 5** variations de la signature spectrale en fonction de l'état physiologique de la végétation [6].

### 3.3.1 Les facteurs externes aux couverts végétaux

A côté des facteurs propres aux couverts végétaux, d'autres types de facteurs, externes aux couverts ceux-ci, vont également avoir une influence sur la réponse spectrale de la végétation. Il s'agit en particulier de :

l'angle solaire : les variations de la position relative et de la hauteur du soleil au cours de la journée influent sur la quantité d'énergie reçue et sur les phénomènes d'ombre

l'angle de visée : la variation de l'angle de visée du satellite va avoir une influence sur les ombres portées par le couvert végétal, ainsi que sur la proportion de sol nu visible par le capteur. D'une manière générale, on peut dire que plus l'angle de visée est important, plus la proportion de sol nu visible diminue. Cela a pour conséquence une baisse de la réflectance dans la bande spectrale rouge et donc une augmentation de l'indice de végétation par différence normalisée

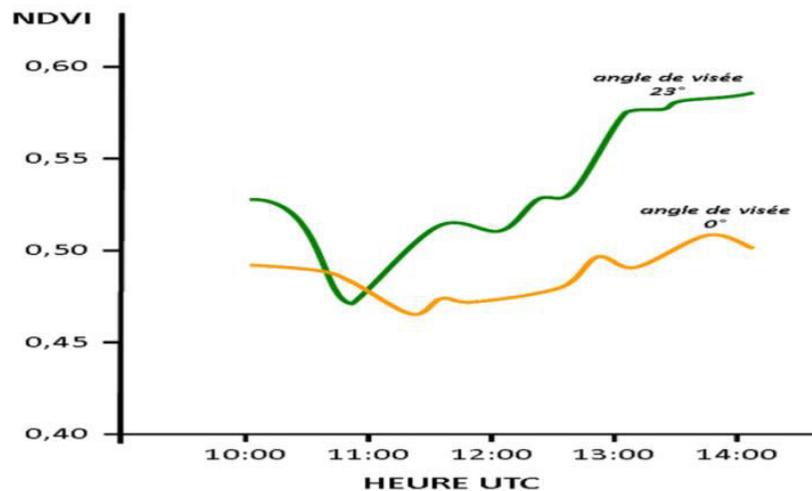


Figure 3.6 variations du ndvi avec l'angle de visée du satellite [4]

- l'atmosphère : en fonction de la teneur en poussières et aérosols présents dans l'atmosphère, les phénomènes de diffusion et d'absorption atmosphériques vont entraîner des variations dans les mesures de réflectance mesurées par les capteurs satellitaires

### 3.4 . Les indices de végétation

Sur une image de télédétection, les données radiométriques sont appelées comptes numériques (CN) car elles sont exprimées en niveaux de gris allant de 0 à 255 (image dite en 8 bits). Ces comptes numériques peuvent être transformés en luminance  $L$  (en  $W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$ ) ou en réflectances  $\rho$  (en % du rayonnement incident). Le passage des comptes numériques aux luminances et aux réflectances est une opération souvent compliquée car elle nécessite l'emploi d'équations de calibration propres au capteur et de modèles de corrections atmosphériques. Les données radiométriques peuvent être utilisées sous forme de canaux bruts ou d'indices combinant les canaux rouge et proche infrarouge,

respectivement  $XS2$  et  $XS3$  du satellite *SPOT*,  $TM3$  et  $TM4$  du satellite *LANDSAT Thematic Mapper*, données expérimentales. Les indices de végétation sont très utilisés d'une part, pour identifier et suivre la dynamique de la végétation, mais aussi pour estimer certains paramètres biophysiques caractéristiques des couverts végétaux, comme la biomasse, l'indice de surface foliaire, la fraction de rayonnement photosynthétique actif, etc.

La complexité structurale des couverts et la multitude des facteurs externes perturbateurs (géométrie de visée et élévation solaire, effets atmosphériques et propriétés optiques du sol) sont à l'origine de la multiplicité des indices. Ils sont classés en deux catégories [17].

### 3.4.1. Le principe

Le principe consiste à relier entre-elles certaines caractéristiques de la végétation (teneur en eau, évapotranspiration, etc.) et les mesures radiométriques (valeurs de réflectance et éventuellement températures de brillance) acquises dans deux ou plusieurs bandes spectrales d'un capteur. Concrètement, il s'agit de réaliser des combinaisons (différence, rapport, etc.) linéaires ou non, de réflectances obtenues dans les différentes longueurs d'onde. Le calcul des indices s'appuie essentiellement sur les écarts de réflectance constatés dans les différentes bandes spectrales, ainsi que sur la variabilité des réflectances au sein d'une même bande spectrale, qui traduisent des surfaces de nature différente. Par conséquent, on utilise principalement les différences des propriétés optiques de la végétation dans le rouge et le proche infrarouge. Les réflectances dans le proche infrarouge augmentent avec la présence de la végétation (forte réflexion par le parenchyme lacuneux), tandis que celles dans le rouge diminuent (pic d'absorption de la chlorophylle).

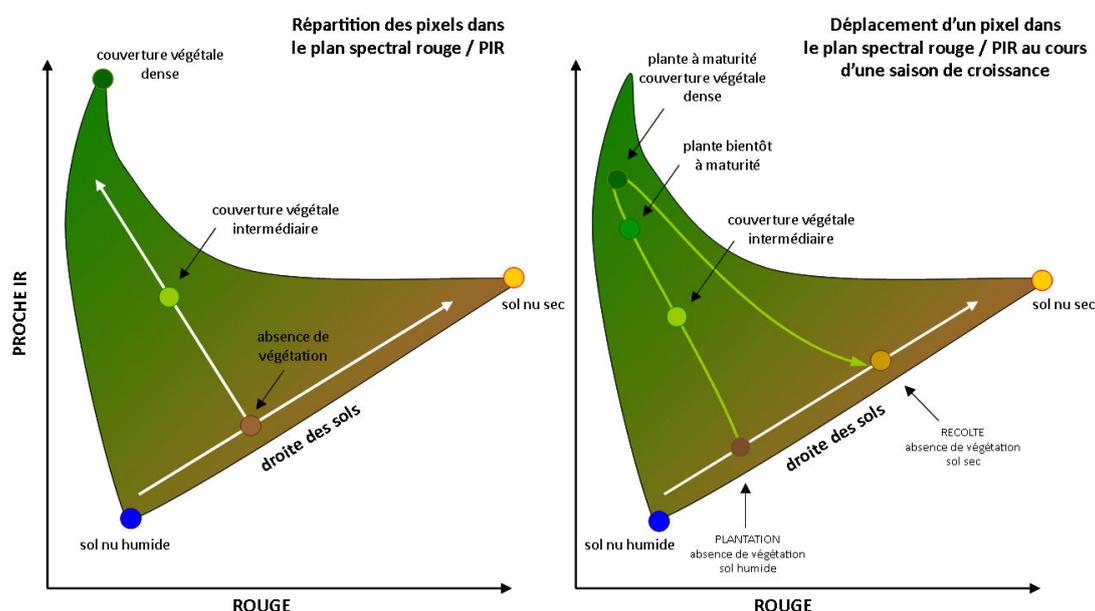


Figure 3.7 répartition spectrale des réflectances dans le rouge et dans le proche infrarouge[11]

Si l'on observe le diagramme de dispersion ou scattérogramme des bandes spectrales rouge et proche infrarouge, on constate généralement une répartition des valeurs de réflectance en forme de chapeau (Figure 3.8 ). La base du chapeau répartie le long de la bissectrice représente la droite des sols, dépourvue de végétation. Les variations de réflectance le long de la droite des sols traduisent le caractère sec ou humide des sols. Plus on est proche de l'origine (faibles valeurs de réflectances dans le rouge et le proche infrarouge), plus les sols sont humides et a contrario, plus on s'éloigne de l'origine, plus les sols sont secs.

### 3.4.2 Les indices de végétation

Le comportement spectral très particulier de la végétation et le contraste important entre la période végétative et de repos a donné naissance à une grande quantité d'indices de végétation visant à mesurer ce contraste. Ces indices sont calculés par des opérations mathématiques entre bandes spectrales, le plus souvent le canal R et le PIR. Ces indices permettent de mesurer le développement et l'état de santé de la végétation. Au cours des dernières décennies, les chercheurs ont développé des indices plus sensibles à la végétation et moins sensibles aux effets perturbateurs. Les indices n'ont néanmoins pas encore éliminé l'entièreté de ces derniers en raison de la complexité des facteurs les produisant. Le nombre d'indices de végétation construit à ce jour est très élevé et ne semble être limité que par l'imagination des inventeurs (Mather, 1987). Dans cette optique, nous tenterons de dresser les grandes familles d'indices et surtout les plus aboutis. Nous distinguerons les indices de végétation en trois grandes catégories :

- les indices intrinsèques, tels que le RVI et le NDVI qui ne prennent en compte aucun facteur externe autre que la réflectance spectrale mesurée au capteur.
- Les indices basés sur la droite des sols, tels que le PVI et les indices de type SAVI, qui utilisent des paramètres de la droite des sols.
- Les indices corrigeant l'effet atmosphérique, tels que le ARVI et le GEMI.

De très nombreux indices de végétation ont été construits et utilisés depuis maintenant une quarantaine d'années [2]. Ils prennent la forme soit d'expressions très basiques (simple différence ou simple ratio), soit de formules beaucoup plus complexes. On a l'habitude de les classer en familles d'indices selon qu'ils prennent ou non en compte les facteurs externes aux couverts végétaux, tels que l'influence de l'atmosphère, la contribution spectrale des sols, la teneur en eau des végétaux (indices de sécheresse),*etc.*

### 3.4.3 Indices de végétation intrinsèques

Des rapports plus complexes entre des sommes et des différences de bandes spectrales ont été développés, appelés indices. Il existe une très grande variété de ces indices qui s'appliquent à des études sur la végétation, les sols, le milieu . Les indices de végétation les plus simples sont basés sur des opérations arithmétiques entre deux bandes spectrales, généralement le rouge et le proche infrarouge, mais également les bandes du proche et du moyen infrarouge. Parmi les indices les plus élémentaires et les plus anciens, on trouve

### Indice différentiel de végétation

Difference Vegetation Index renseigne sur une couverture suffisante ou non du sol par la végétation. Permet une bonne discrimination des éléments du paysage, (DVI en anglais) qui est égal à la simple différence des bandes du proche infrarouge et du rouge[1]

$$DVI = \rho_{PIR} - \rho_R \quad (3.1)$$

Où

$\rho_R$  : réflectance dans la bande rouge

$\rho_{PIR}$  : réflectance dans la bande proche infrarouge

- L'indice le plus connu et le plus utilisé est

### NDVI (Normalised Difference Vegetation Index)

Parmi les plus utilisés sont la différence normalisée, Les raisons de cette "popularité" historique tiennent principalement à sa simplicité de calcul, à son caractère normalisé et à sa réputation de moindre sensibilité (par rapport aux réflectance) vis à vis de facteurs externes tels que les propriétés optiques du sol, la géométrie de l'éclairement ou les effets atmosphériques. Il est donné par

$$NDVI = (\rho_{nir} - \rho_r) / (\rho_{nir} + \rho_r) \quad (3.2)$$

*l'indice de végétation par différence normalisé ou indice de Tucker (NDVI en anglais) [15,16 ]*

L'indice de végétation par différence normalisé, appelé aussi NDVI est construit à partir des canaux rouge(R) et proche infra rouge (PIR). L'indice de végétation normalisé met en valeur la différence entre la bande visible du rouge et celle du proche infrarouge.  $NDVI=(PIR-R)/(PIR+R)$  Cet indice est sensible à la vigueur et à la quantité de la végétation. Les valeurs du NDVI sont comprises entre -1 et +1, les valeurs négatives correspondant aux surfaces autres que les couverts végétaux, comme la neige, l'eau ou les nuages pour lesquelles la réflectance dans le rouge est supérieure à celle du proche infrarouge. Pour les sols nus, les réflectances étant à peu près du même ordre de grandeur dans le rouge et le proche infrarouge, le NDVI présente des valeurs proches de 0.

### - Les indices de stress hydrique,

comme le MSI [8] ou le NDWI [5] sont des indices simples dans lesquels on utilise la bande spectrale du moyen infrarouge à la place de la bande rouge. Ces indices varient en fonction de la teneur en eau des feuilles. Ils permettent de déceler lorsque les végétaux sont en état de stress hydrique et sont par conséquent très utiles pour le suivi de la végétation en zone sèche.

$$MSI = \frac{\rho_{MIR}}{\rho_{PIR}} \quad (3.3)$$

$$NDWI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_{MIR}}{\rho_{PIR} + \rho_{MIR}} \quad (3.4)$$

Où

$\rho_{MIR}$  : réflectance dans la bande infrarouge moyen

$\rho_{PIR}$  : réflectance dans la bande proche infrarouge

### Les indices prenant en compte l'influence des sols

Ces indices ont été proposés avec pour objectif de corriger ou tout au moins, réduire l'influence des sols sous-jacents aux couverts végétaux sur le signal mesuré au niveau du capteur satellitaire. Trois types d'indices ont été développés : des indices orthogonaux (comme l'indice perpendiculaire de végétation - PVI), caractérisés par la distance perpendiculaire entre un point qui représente le couvert végétal dans l'espace multispectral rouge / PIR et la droite des sols. Un deuxième type d'indices qui dérivent de la formulation du NDVI (comme l'indice de végétation ajusté aux sols - SAVI). Enfin la dernière catégorie d'indices combine les deux types précédents. C'est le cas des indices TSAVI et MSAVI discutés un peu plus loin.

#### - L'indice perpendiculaire de végétation (PVI)

Selon [17] la variation de la réflectance d'un couvert végétal en croissance s'éloigne perpendiculairement à la droite des sols. Ils sont les premiers à avoir eu l'intuition que la distribution des réflectances des sols dans l'espace spectral (R-PIR) pourrait permettre de mieux comprendre les effets du sol sur le comportement spectral des couvertures végétales et donc sur les indices de végétation. Ils démontrent que la distance perpendiculaire d'un point de végétation à la droite des sols dans l'espace spectral (R-PIR) était corrélée au développement ou à l'accumulation de la biomasse. Le PVI est défini comme étant cette distance.

$$PVI = \frac{1}{\sqrt{a^2 + 1}} (\rho_{PIR} - a\rho_R - b) \quad (3.5)$$

Où

a : pente de la droite des sols dans l'espace (R, PIR)

b : ordonnée à l'origine de la droite des sols

Tableau.3.1 résumé d'indices de végétation définis à partir de données de télédétection

Les indices simples	
$DVI = \rho_{PIR} - \rho_R$	Bacour <i>et al.</i> (2006)
$RVI = \frac{\rho_{PIR}}{\rho_R}$	Krieger <i>et al.</i> (1969) ; Jordan (1969)
$NDVI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_R}{\rho_{PIR} + \rho_R}$	Rouse and Haas (1973) ; Tucker (1979)
Les indices de stress hydrique	
$MSI = \frac{\rho_{MIR}}{\rho_{PIR}}$	Hunt and Rock (1989)
$NDWI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_{MIR}}{\rho_{PIR} + \rho_{MIR}}$	Gao (1996)
Les indices prenant en compte l'influence des sols	
$PVI = \frac{1}{\sqrt{a^2 + 1}}(\rho_{PIR} - a\rho_R - b)$	Richardson and Wiegand (1977)
$SAVI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_R}{\rho_{PIR} + \rho_R + L} (1 + L)$	Huete (1988)
$TSAVI = \frac{a(\rho_{PIR} - a\rho_R - b)}{\rho_R + \rho_{PIR} - ab + 0,08(1 + a^2)}$	Baret <i>et al.</i> (1989)
$MSAVI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_R}{\rho_{PIR} + \rho_R + L} (1 + L)$	Qi <i>et al.</i> (1994)
Les indices prenant en compte les effets conjugués des sols et de l'atmosphère	
$ARVI = \frac{\rho_{PIR} - \rho_{rb}}{\rho_{PIR} + \rho_{rb}}$	Kaufman and Tanré (1992)
$GEMI = \eta(1 - 0.25\eta) - \frac{\rho_{rouge} - 0.25}{1 - \rho_{rouge}}$	Pinty et Verstraete (1992)
Les indices prenant en compte les effets conjugués des sols et de l'atmosphère	
$EVI = G \frac{\rho_{PIR} - \rho_R}{\rho_{PIR} + C_1\rho_R - C_2\rho_B + L}$	Huete <i>et al.</i> (1999)
Les indices prenant en compte les températures de surface	
$TDVI = \frac{T_S - T_{S(min)}}{a + b NDVI - T_{S(min)}}$	Sandholt <i>et al.</i> (2002)

### 3.5 Modélisation des propriétés optiques spectrales de végétations

De nombreux travaux ont permis de construire des modèles destinés à prédire le comportement optique des feuilles suivant les caractéristiques anatomiques, les caractéristiques de surface, la teneur en eau et en pigmentation foliaire. Brièvement, on distingue globalement quatre catégories de modèles [9;10]

(1) les modèles de lancer de rayon sont basés sur une description détaillée et une modélisation tridimensionnelle de la structure anatomique de la cellule et de la feuille et simulent la propagation de photons dans ce milieu en utilisant les lois de réflexion, de réfraction et d'absorption. Il s'agit de modèles à la fois géométriques et optiques. Tel est le cas du modèle RAYTRAN, développé par l'Institut des Applications Spatiales [10]

(2) les modèles à N flux basés sur la théorie de Kubelka-Munk. Ces modèles décrivent les différents

flux montants et descendants où la feuille est considérée comme un ensemble de couches absorbantes et diffusantes. Chaque couche est caractérisée par un coefficient de diffusion et un coefficient d'absorption qui sont conceptuellement associés à la composition de la feuille (cellules plus ou moins absorbantes).

(3) les modèles d'empilement de couches. La feuille est divisée en N couches, séparées par des espaces d'air. Dans cette catégorie de modèles, on cite le modèle PROSPECT [9]. Il s'agit d'un modèle de transfert radiatif permettant de calculer la réflectance et la transmittance hémisphériques des feuilles vertes dans des longueurs d'onde allant de 400 à 2500 nm.

Les paramètres d'entrée de ce modèle sont : le paramètre N caractérisant la structure anatomique foliaire (de 1 à 3), la concentration en chlorophylles a et b, la teneur en eau, en protéine, en cellulose et en lignine (Figure 3.9).

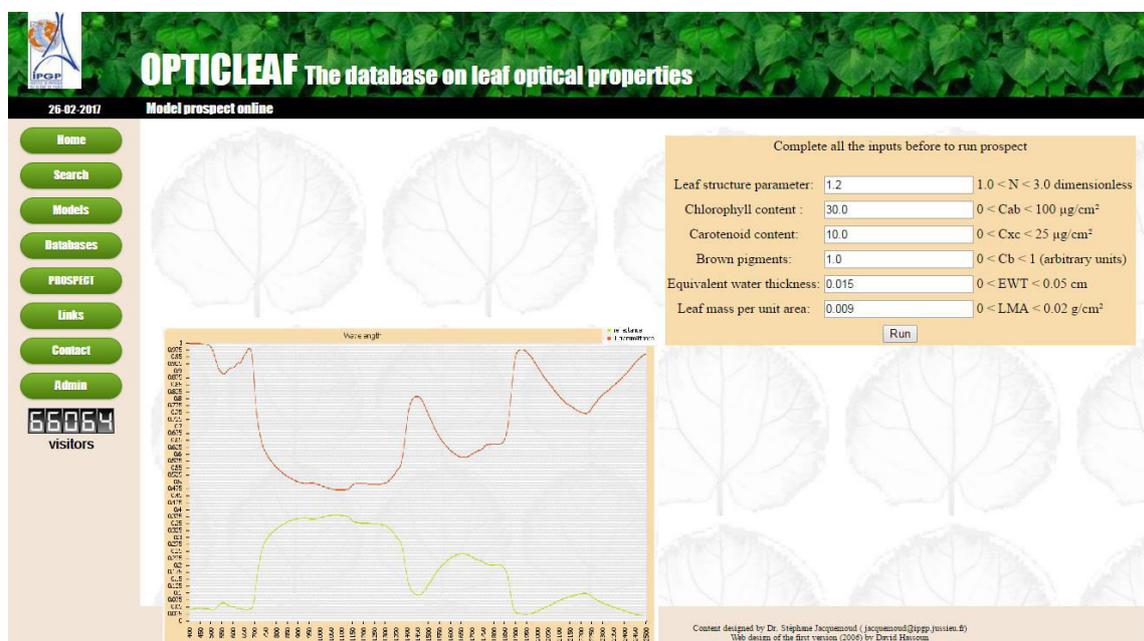


Figure 3.9. Modèle PROSPECT de [10,9] Jacquemoud & Baret

lien : <http://opticleaf.ipgp.fr/index.php?page=prospect>

**Remarque:** plus de détaille sur le modèle PROSPECT voire l'annexe II

### 3.6. Conclusion

Les indices de végétation montre une réelle opportunité de quantifier l'état de la végétation à partir de données satellitaires. De nombreuses applications ont déjà montré leurs aptitudes dans de nombreuses études autant au niveau global que local même si certains facteurs, comme l'influence du sol, étaient négligés en première approximation. Pourtant, même si l'avancement des recherches a permis la neutralisation des facteurs perturbateurs principaux et l'extension des possibilités à une échelle globale tant spatiale que temporelle, les indices sont restés en majeure partie empiriques et ont montré leurs limites. En effet, la variabilité des milieux est telle, selon les types de végétation, selon les types de plantes, selon les types de sols, selon les types de capteurs, qu'aucun indice ne parvient à extraire l'information de la végétation seule. C'est bien simple, même si les indices montrent de bonnes corrélations avec certains paramètres de la végétation aucun scientifique n'est en mesure d'expliquer clairement ce que les indices nous montrent de manière claire et évidente. C'est pourquoi, les indices de végétation, même si ils sont de formidables outils de qualification, doivent être étudié avec beaucoup de minutie lorsqu'ils servent une démarche de quantification. Pour que les indices de végétation permettent un jour d'extraire des informations à propos de la végétation de manière globale, les études devront sans doute tendre vers une démarche moins empirique qui prend mieux en compte la diversité des facteurs.

### 3.7. Références bibliographiques

- [1]. **Bacour**, C., Breon, F.M., Maignan, F. Normalization of the directional effects in NOAA - AVHRR reflectance measurements for an improved monitoring of vegetation cycles. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 102, n°3-4, 402-413.
- [2]. **Bannari**, A., Morin, D., Huete, A.R. And Bonn, F. A review of vegetation indices. *Remote Sensing Reviews*, 1995, n°13, 95-120.
- [3]. **Baret**, F., Guyot, G. And Major, D.J. TSAVI : A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. In *Proceedings of The 12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver*, 1989, 1355-1358. *Environ.*, 65, 50-60.
- [4]. **Fensholt**, R. *Assessment of primary production in a semi - arid environment from satellite data: exploiting capabilities of new sensors*. Institute of Geography, University of Copenhagen, Denmark, 2003. 270p. - PhD
- [5]. **Gao**, B.C. A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 1996, n°58, 257-266.
- [6]. **Govender** M, K Chetty and H Bulcock A review of hyperspectral remote sensing and its application in vegetation and water resource studies *Water S.A* ISSN 0378-4738 Vol. 33 . 2007
- [7]. **Huete**, A.R. A Soil - Adjusted Vegetation Index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 1988, n°25, 295-309.
- [8]. **Hunt**, E.R. And Rock, B.N. Detection of changes in leaf water content using near and middle-infrared reflectances. *Remote Sensing of Environment*, 1989, n°30, 43-54.
- [9]. **Jacquemoud S.**, Baret F., 1990 PROSPECT: a model of leaf optical properties spectra. *Remote Sens. Environ.*, 34, 75-91.
- [10]. **Jacquemoud S.**, Ustin S.L., Verdebout J., Schmuck G., Andreoli G., & Hosgood B. 1996), Estimating leaf biochemistry using the PROSPECT leaf optical properties model. *Remote Sensing of Environment*, 56, 194-202.
- [11]. **Jensen**, J.R. *Remote sensing of the environment: an Earth resource perspective*. Upper Saddle River : NJ: Prentice Hall, 2000. 544p.
- [12]. **Jordan**, C.F. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, 1969, 50, 663-666.
- [13]. **Kokaly**, R.F., Despain, D.G., Clark, R.N., and K.E. Livo, Spectral analysis of absorption features for mapping vegetation cover and microbial communities in Yellowstone National Park using AVIRIS data, *Remote Sensing of Environment*, 2002.
- [14]. **Pramod K.** Varshney, Manoj K. Arora , *Advanced Image Processing Techniques for Remotely Sensed Hyperspectral Data* Springer Science & Business Media, 2013 ,ISBN 3662056054,
- [15]. **Rouse**, J.W. And Haas, R.H. Monitoring vegetation systems in the great plain with ERTS. *Third ERTS Symposium*, 1973, 1, 309-317. - Washington DC: NASA
- [16]. **Tucker**, C. J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of the Environment*, 1979, 8, 127-150.
- [17]. **Wiegand**, C.L., A.J. Richardson, D.E. Escobar, and A.H. Gerbermann. 1991. Vegetation indices in crop assessments. *Remote Sensing of Environment*, 35:105-119.

# CHAPITRE 4

## APPROCHES D'ANALYSE SPECTRALE DES MELANGES

---

### Résumé:

Dans ce présent chapitre, nous proposons une nouvelle méthode spatiale, non supervisée basée sur la modélisation de spectres purs d'un certains endmembers à l'aide du modèle PROSPECT-4, par simulation de la signature spectrale des différents types de végétation à partir des caractéristiques générales des plantes et de feuilles, pour l'extraction de carte d'abondance par une image multispectrale de télédétection satellitaire.

Cette méthode est liée au problème de la séparation de mélange spectral de sources, elle est basée sur le model linair de mélange. Ainsi, après une introduction, nous présenterons la zone d'étude et ses caractéristiques socioéconomiques et écologiques. Ultérieurement, nous exposons l'approche méthodologique adoptée pour atteindre notre objectif, la méthode d'extraction mise en place. En fin, des résultats sont discutés. Nous terminerons le chapitre présent par une conclusion

---

# Dans ce Chapitre

4.1. Introduction .....	63
4.1.1 Les écosystèmes Steppique .....	63
4.2 Présentation général de la steppe .....	64
4. 2.1 Présentation de la zone d'étude.....	65
4.2. 2 Situation Climatique.....	65
4.3 Les ressources végétales .....	66
4. 3.1 Végétations steppiques.....	66
4. 3.2- Groupements steppiques.....	67
4.4 Application de la télédétection spatiale dans les steppes.....	68
4.4.1Limites de l'application de la télédétection spatiale dans les steppes .....	68
4.4.2.Les données utilisées.....	69
4.4.3 Acquisition d'images Landsat et de pré-traitement .....	69
4.5.Linéaire analyse spectrale de melage et les résultats.....	70
4.5.1 Méthodes.....	71
4.5.2.Sélection d' endmembers.....	72
4.5.3.Classification spectral de melange .....	74
4.5.4.Résultats spectral de séparation de sources (de mélange spectrale).....	78
4.6. Résultat et discussion .....	79
4.6.1. Implémentation de SAM et NDVI .....	80
4.7. Conclusion.....	86
4.8 .Référence.....	89

## 4.1. Introduction

### 4.1.1 Les écosystèmes Steppiques

Les écosystèmes arides et semi-arides, définis comme des régions où le rapport des précipitations annuelles totales à l'évapotranspiration potentielle (indice d'aridité, IA) varie de 0,05 à 0,50, couvrent environ 30% de la superficie terrestre ou environ 4 milliards d'hectares [28]. La végétation dans les écosystèmes steppiques est d'une grande importance dans le soutien de la biodiversité mondiale, la séquestration du carbone et la majorité de l'élevage mondial. En particulier, la mosaïque végétale des systèmes steppiques l'Alfa (*Stipa Tenacissima*) et le Sparte (*Lygeum spartum*) est un déterminant fondamental de nombreux processus écosystémiques clés et de modèles abiotiques associés [5]. De nombreux systèmes steppiques ont connu une expansion spectaculaire de *Stipa Tenacissima* et les espèces de plantes du *Lygeum Spartum* associées au changement d'affectation des terres, à la désertification, au surpâturage et au changement écologique et climatique [5,13].

Comme les steppes sont de plus en plus affectées par des changements climatiques rapides et des changements d'affectation des terres, il ya un grand besoin de comprendre le taux et les modèles de la dynamique de la végétation des espèces végétales. Les plantes steppiques peuvent être séparées en arbustes et en sols couverts. Un arbuste est défini dans cette étude comme étant de taille relativement faible (généralement moins de 1 m de hauteur) [15].

La couverture de *Stipa Tenacissima* et de *Lygeum Spartum* est un attribut biophysique majeur de la végétation steppique. Le suivi de ses changements à long terme sur de grandes étendues spatiales est essentiel pour comprendre la dynamique des steppes dans les écosystèmes arides et semi-arides et les réponses aux perturbations naturelles.

La surveillance de la dynamique à long terme de la couverture arborescente dans les plants de steppes semi-arides nécessite la récupération répétée de *Stipa Tenacissima* et *Lygeum Spartum* couvrant à une précision relativement élevée [10]. La mesure in-situ de la couverture de *Stipa Tenacissima* et de *Lygeum Spartum* est coûteuse, nécessite beaucoup de main-d'œuvre et est souvent limitée en termes de portée temporelle et d'échelle spatiale. La TLD a été démontrée comme une approche alternative utile pour quantifier les variables biophysiques telles que l'indice de surface foliaire et la couverture végétale [15].

Toutefois, La couverture de *Stipa Tenacissima* et de *Lygeum Spartum* dans les écosystèmes des steppes peut être confirmée par la couverture des arbustes, ce qui peut également contribuer considérablement à la biomasse foliaire. La quantification de la couverture de *Stipa Tenacissima* et de *Lygeum Spartum* dans les écosystèmes des steppes à partir des données de télédétection peut être particulièrement difficile en raison de la faible couverture et de densité des arbustes, de l'espace des mélanges et de la coexistence d'arbres et d'arbustes à des échelles spatiales fines [16].

La plupart des applications de TLD dans le suivi de la dynamique des écosystèmes steppiques ont utilisé soit des indices de végétation tels que l'indice de végétation de différence normalisé (ou en anglais NDVI) pour estimer la dynamique de la végétation, soit l'analyse du mélange spectral utilisée (ou en anglais SMA) L'hétérogénéité à petite échelle de la végétation et du sol dans les paysages arides[10]. Quelques études ont comparé la performance des deux approches[25]. Cependant, ces études utilisent généralement la couverture végétale ou la surface

foliaire comme variable de réponse dans leurs analyses de détection des changements, sans différencier la couverture steppique des autres composantes végétales. Dans l'état de l'art, peu de recherches ont été faites pour examiner l'applicabilité des indices NDVI et de SMA pour la surveillance de la dynamique de couverture de *Stipa tenacissima* et de *Lygeum spartum* dans les écosystèmes steppiques à partir de séries chronologiques de données de télédétection.

Il est prouvé que le NDVI est sensible à la brillance du fond du sol et présente une relation linéaire avec la verdure, présentant des signaux saturés sur des conditions de biomasse élevées. Certains indices de végétation améliorés (ou en anglais EVI) ont été mis au point pour optimiser le signal de végétation avec une sensibilité améliorée dans les régions riches en biomasse (comme les forêts tropicales humides et les zones riveraines) et réduire les influences du sol et de l'atmosphère. L'EVI présente une relation linéaire avec la verdure, ce qui le rend plus approprié pour des études de la végétation à l'échelle mondiale qui englobent à la fois des zones de biomasse faible et élevée.

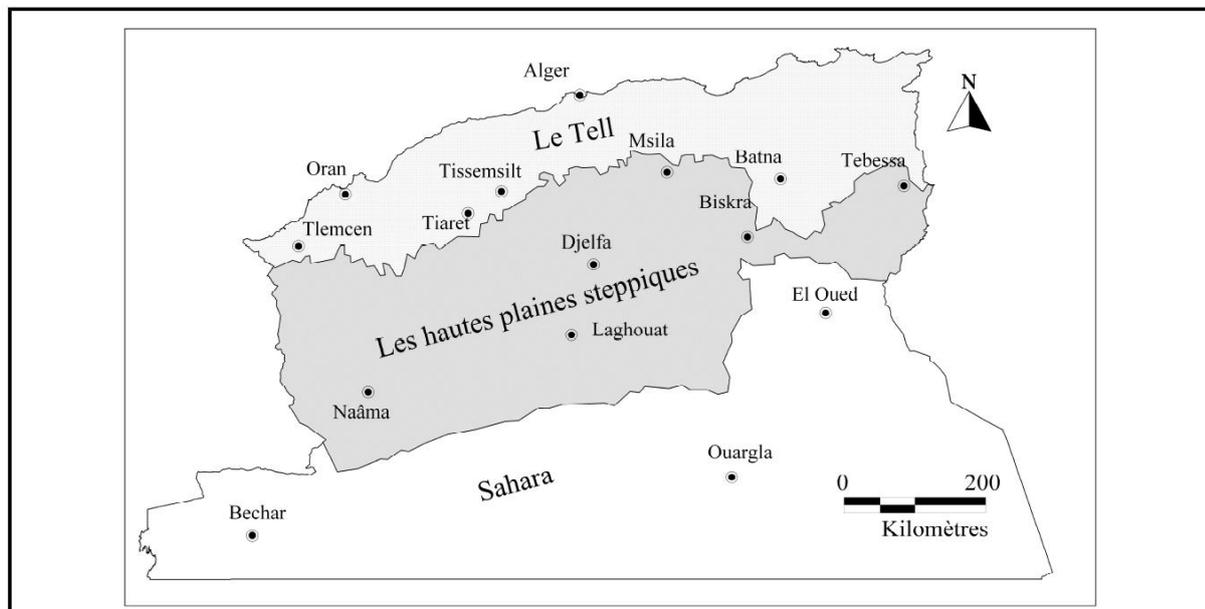
Cependant, la supériorité de NDVI par rapport au EVI peut diminuer lorsque l'on étudie les zones à faible végétation car le EVI peut être plus sensible aux signaux de végétation dans des conditions de biomasse faible et donc amplifier ses variations dans ces zones. Des études récentes ont utilisé la couverture de la végétation photosynthétique fractionnaire (ou en anglais PV) de la saison sèche d'un modèle d'analyse spectrale de mélange (SMA) pour estimer la couverture des plantes steppiques dans les régions semi-arides.

La méthode SMA suppose des pixels mixtes, où chaque pixel est composé d'un nombre fini de caractéristiques dominantes (c'est-à-dire des endmembers) qui ont des propriétés spectrales relativement constantes [2].

Le résultat d'analyse du non mixture de couverts végétaux est une estimation du pourcentage de couverture de chaque endmember pour chaque pixel. Les modèles SMA de végétation à partir des images Landsat dans cette étude se composent souvent de trois endmembers *Stipa Tenacissima* (Alfa), *Lygeum Spartum* (Sparte), sol, et les erreurs quadratiques moyennes (ou RMS en anglais) des fractions d'endmembers dans chaque pixel. La composante photosynthétique est corrélée avec le NDVI, mais elle a été démontrée comme étant un prédicateur légèrement meilleur de la quantité de végétation dans les systèmes semi-arides [15].

## 4.2 Présentation générale de la steppe

La Steppe Algérienne constitue une vaste région qui s'étend du Sud de l'Atlas saharien, formant un ruban de 1000 km de long sur 300 km de large, réduite à moins de 150 km à l'Est (Figure 4.1). Elle s'étend sur une superficie de 20 millions d'hectares mais compte 15 millions d'hectares de parcours, et sa limite Nord commence avec le tracé de la limite des précipitations moyennes annuelles de 400 mm, qui coïncide avec l'extension des cultures céréalières en sec pour se limiter au Sud de l'Atlas saharien à 100 mm de précipitations. D'énormes potentialités en termes de ressources naturelles risquent d'être irréversiblement compromises par l'évolution du climat et les mutations socio-économiques dans le milieu steppique qui reste l'ultime barrière naturelle contre le désert. Cet espace est sérieusement menacé par le processus de désertification [4].



**Figure 4.1** Localisation de la région des hautes plaines steppiques de l'Algérie[4].

#### 4.2.1 Présentation de la zone d'étude

L'une des plus grandes wilayas des haut plateaux ouest, El Bayadh, s'étend sur une superficie de 71721.8 Km<sup>2</sup>, elle est limitée :

- au nord, par les wilaya de Tairret et Saida
- à l'est, par les wilayas de Laghouat et Ghardaia
- au sud, par la wilaya d'Adrar
- à l'ouest, par la wilaya de Naama

#### 4.2.2 Situation Climatique

les caractéristiques climatiques de la wilaya d'El Bayadh sont spécifiques à la zone de l'Atlas saharien sud, d'une manière générale, l'année climatique de la wilaya est divisée en deux grandes saisons, froide avec des températures minimales qui peuvent atteindre les 0°C, et une saisons chaude avec des température maximales dépassent la valeur 40°C.

Cependant, ce climat est marqué par une irrégularité, celle-ci est sensible, non seulement, d'une année à une autre, mais aussi dans la répartition entre les différents mois. Les précipitations moyennes annuelles sont de 250 mm.

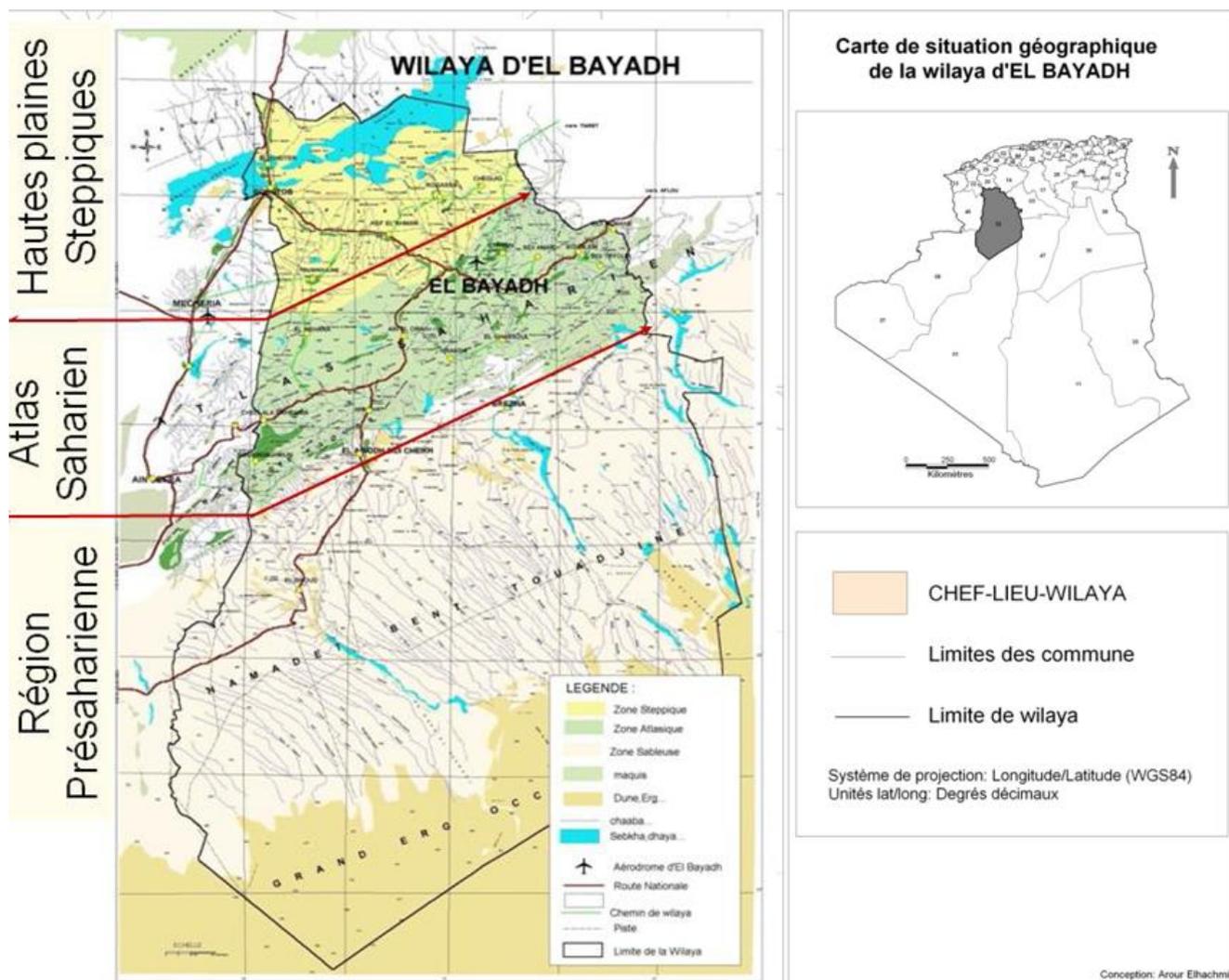


Figure 4.2 illustration de la zone d'étude [20].

### 4.3 Les ressources végétales

#### 4.3.1 Végétations steppiques

Dans les hautes plaines sud oranaises, l'aridité du climat ne permet pas le développement d'un couvert végétal capable de protéger la surface du sol. La plus part des espèces, en ce milieu aride, ont acquis des caractéristiques biologiques et morphologiques particulières leurs permettant de surmonter toutes les conditions défavorables du milieu [19].

Malgré le faible taux de recouvrement, la végétation steppique constitue une ressource naturelle de grande importance notamment dans la protection du sol contre le phénomène de l'érosion éolienne et dans la structuration des horizons superficiels du sol.

La végétation naturelle de la zone d'étude est caractérisée par une physionomie de steppe sauf dans les montagnes où subsistent les restes des forêts primitives abattues par l'homme à base de *Pinus Halepensis* et *Juniperus Phoenicea*. En dehors de ces espèces forestières, l'aspect de la

steppe change avec le gradient pluviométrique et la nature du sol. La steppe sud Oranaise est dominée par les formations végétales suivantes [20].

- Steppe à Alfa (*Stipa Tenacissima*) ;
- Steppe à Armoise blanche (*Artemisia Herba Alba*) ;
- Steppe à Sparte (*Lygeum Spartum*) ;
- Steppe Halophyte;
- Steppe Psammophyte.

#### 4. 3.2- Groupements steppiques

Le paysage steppique proprement dit est dominé par des formations à base de *Stipa Tenacissima*, *Artemisia Herba-Alba*, *Lygeum Spartum* et *Artrophytum Scoparium* regroupées en mosaïque. Ce complexe occupe plus de 20 000 000 Ha de la zone steppique de l'Algérie du nord selon des données relativement anciennes [20].

##### a) Groupements à Alfa (*Stipa tenacissima*).

L'Alfa par sa grande amplitude écologique, se développe depuis le semi-aride jusque dans le saharien à des altitudes variant de 450 à 1800 m. Du point de vue thermique l'Alfa supporte aussi bien la chaleur que le froid: m supérieur à  $-3^{\circ}$  et M supérieur à  $30^{\circ}$ . Du point de vue pluviométrique, cette espèce reçoit entre 100 et 500 mm d'eau mais préfère la tranche pluviométrique 300-400 mm. l'isohyète 100 mm coïncide avec la limite sud de l'Alfa, laquelle correspond à la limite méridionale de la région méditerranéenne (comme il a été précisé plus haut).

Etant donné qu'au plan dynamique, comme l'admettent de nombreux auteurs, les formations steppiques découlent de la dégradation des formations forestières et pré-forestières de l'Atlas saharien, l'Alfa se présente sous deux types [1].

- un Alfa forestier, sur des sols profonds et riches en matières organiques, issu de la égradation des forêts xérophiles, entre 1200 et 1600 m ;
- un Alfa steppique, caractérisé par l'absence d'espèces forestières, sur des sols peu profonds à encroûtement calcaire.

Les sols colonisés par les groupements à Alfa sont généralement de type brun-calcaire à croûte et à dalle, perméables, à texture plus ou moins sableuse (Pouget 1980; Achour 1984, 1997).

Du point de vue dynamique ces groupements à Alfa ne constituent qu'un stade de transition entre les steppes arborées et les steppes à armoise et Sparte [20].

##### c) Groupements à Sparte (*Lygeum spartum* )

Le Sparte colonise préférentiellement les glacis encroûtés recouverts généralement d'un voile sableux avec une présence, parfois, de traces de gypse.

Les sols plus ou moins superficiels, 10 à 30 cm d'épaisseur, ont une texture sablo-limoneuse à limono-sableuse.

Ces groupements à Sparte occupent des surfaces moins importantes que l'Alfa.

Le Sparte contribue davantage dans la composition floristique des groupements mixtes à Alfa ou à armoise blanche ou les deux à la fois.

Sur le plan climatique et bioclimatique le Sparte peut recevoir 200 à 500 mm d'eau par an, mais il a un développement optimal dans la classe 200-300 mm. Il se développe pour m compris entre  $-2^{\circ}$  et  $+3^{\circ}$ , M variant entre  $32$  et  $38^{\circ}$  et un bioclimat aride à semi-aride, froid et frais.

Sur le plan dynamique les groupements à Sparte assurent la transition avec les groupements Psammophiles à *Arthrophytum Scoparium*. [20].

#### 4.4 Application de la télédétection spatiale dans les steppes

Les steppes sont très sensibles aux actions humaines et aux changements climatiques. La surveillance et le suivi sont des aspects nécessaires pour gérer, modéliser et mettre à jour l'état et la dynamique des écosystèmes. Ces régions fragiles et fragilisées par les pressions naturelles et anthropiques gagneraient à s'appuyer sur l'emploi des données satellitaires. Ces zones par leur climat sont favorables pour la télédétection spatiale (absence de nuages). Cependant, la végétation rencontrée dans ces régions, reste assez éparse conduisant à un signal dominant d'arrière-plan du sol, hétérogène et particulièrement complexe. Les steppes sont par ailleurs d'un grand intérêt pour le développement d'indices de végétations pour plusieurs raisons [11]. D'abord, elles constituent un bon support spatial pour évaluer la précision d'un indice de végétation en matière de discrimination des différences spatiales et temporaires de végétation.

La végétation des terres arides est assez différente de la végétation des régions plus humides. Il y a une tendance vers de plus petites feuilles pour diminuer la perte en eau et entretenir un bilan thermique désirable. Ces derniers notent que certaines espèces végétales autochtones aux steppes ont développé des mécanismes d'adaptation pour empêcher l'excès d'absorption des radiations solaires. Parmi ces stratégies nous pouvons citer celles qui réduisent la lumière tombante sur les feuilles, ce qui fait que les plantes apparaissent plus sombres dans le proche infrarouge que les plantes des régions humides. Ces caractéristiques spectrales de la végétation rencontrée dans les steppes sont d'ailleurs responsables de certaines difficultés liées à l'utilisation de la télédétection spatiale pour l'inventaire des ressources floristiques dans ces zones. Il a été établi que l'abondance du couvert végétal dans les zones arides est souvent sous estimée par rapport à celle relevée dans les régions plus humides, même lorsque cette abondance est similaire pour les deux régions. des études ont montré que l'emploi des réponses spectrales des plantes et du sol révèlent qu'une couverture végétale donnée d'une région aride donne régulièrement de petites valeurs des indices de végétation communément employés quand on les compare aux résultats des couvertures végétales égales d'une région humide[15].

##### 4.4.1 Limites de l'application de la télédétection spatiale dans les steppes

Les techniques actuelles de la télédétection spatiale et les modèles pour l'estimation de la végétation et de la biomasse du couvert végétal sont basés sur les caractéristiques de la végétation rencontrée dans les zones humides et qui est dotée d'une large surface foliaire, d'un indice foliaire élevé, d'un contenu élevé de chlorophylle et de feuillage mince et translucide par rapport à la végétation des zones arides. Cette végétation a développé des adaptations spéciales concernant le stress en eau et le stress thermique qui surviennent souvent dans ces régions. L'incapacité de la végétation des zones arides à réguler la température par transpiration entraîne une réduction de la taille des feuilles et de la densité du couvert végétal pour améliorer l'efficacité de refroidissement des feuilles par la circulation de l'air. Les feuilles de petites tailles

entraînent en effet une réduction de la surface foliaire de la végétation aride, cette réduction de la densité des végétaux signifie que la majeure partie du sol devient nue.

Une autre forme d'adaptation aux conditions climatiques dans ces régions est la tendance de ces plantes à orienter leurs feuilles verticalement pour éviter leur exposition directe aux rayons solaires en milieu de journée, quand les prises d'images par télédétection spatiale sont généralement effectuées dans le but d'avoir l'éclairage le plus lumineux avec peu d'ombre. Ceci veut dire que seule une petite partie de la surface foliaire des plantes du milieu aride peut être détectée par la télédétection.

Plusieurs plantes des steppes disposent par ailleurs de feuilles poilues, d'épines ou bien d'autres formes d'adaptation qui altère les propriétés spectrales des feuilles. De plus, elles ont souvent une faible concentration de chlorophylle en comparaison aux plantes des zones humides.

D'autre côté divers milieux botaniques de la région est dynamique difficile de processus d'analyse de la végétation et l'évolution des espèces par autre chose qui nécessite l'utilisation de façons dont vous pouvez différencier entre les différents espace végétale.

Les espèces végétales les plus importantes de la région sont les alliés des deux types de sorte que nous concentrons les études sur ces deux types en utilisant la méthode d'analyse spectrale de mixte (SMA) [15]

#### 4.4.2. Les données utilisées

L'une des importantes considérations temporelles pour la détection du changement est la période d'acquisition des images [14]. A rapporté que les images prises pendant les périodes ensoleillées présentent un très bon contraste pour toutes les entités paysagères. Il a aussi suggéré d'utiliser des images acquises dans la même période de l'année pour la détection du changement et ce, afin de réduire les problèmes dus aux différences des angles solaires, aux changements phénologiques de la végétation et aux différences dans l'humidité des sols. Dans cette étude, les données satellitaires utilisées comprennent des images du capteur TM (*Thematic Mapper*) et ETM et LIO multi dates, du système Landsat, de la période 1987-2016

#### 4.4.3 Acquisition d'images Landsat et de pré-traitement

Nous avons acquis 24 images Landsat TM de la saison sèche 1987-2016 (tableau 4.6). Tous les données ont été sélectionnées à partir de scènes relativement sans nuages acquises au cours du début de l'automne ou la fin de l'été (Février ou Juin), qui comprennent une période plus sèche à la fin de la saison de croissance lorsque de nombreuses graminées et d'herbacées sont en sénescence, mais la plupart des arbustes et des arbres sont photosynthétiquement toujours actif. Les images étaient de l'USGS (United States Geological Survey) et avaient été traitées comme des produits de niveau 1 (précision et terrain corrigés).

Afin d'extraire des valeurs comparables de réflectance spectrale entre les années, nous avons appliqué une approche de normalisation absolue [24], pour normaliser toutes les images dans une série chronologique à une image de référence qui a subi une correction atmosphérique absolue.

Cette approche diffère de la méthode de correction radiométrique absolue, dans laquelle, chaque image dans une série temporelle est absolument corrigée indépendamment ( voir l'annexe1).

L'approche de normalisation absolue a été prouvée plus appropriée pour caractériser la succession forestière précoce en utilisant des données Landsat multi-temporelles [24].

Nous avons utilisé des données réflectance spectrale calibrés top atmosphère en utilisant le gain radiométrique et compensons les valeurs associées à l'image Landsat TM ; ETM+ et ILO.[8] (voir l'annexe1).

Nous avons utilisé le cosinus du modèle de correction d'angle zénithal solaire (COST) pour tenir compte de la diffusion atmosphérique et d'en tirer la réflectance à la surface. L'image de référence radiométrique corrigée a été encore corrigée des effets de pente et de sécante, afin que les pixels sur des pentes différentes puissent être comparés objectivement sans effets confondants de l'ombre. Une image de DEM 30 M de résolution est géométriquement enregistrée et utilisée pour calculer l'illumination, qui est définie comme étant le cosinus de l'angle solaire incidente pour chaque pixel (voir l'annexe1) [8].

**Tableau 4.1.** Dates d'acquisition des capteurs Landsat.

<b>Year</b>	<b>Month</b>	<b>Day</b>	<b>Year</b>	<b>Month</b>	<b>Day</b>
1984	September	26	2006	November	23
1985	February	14	2007	September	23
1987	January	03	2008	December	22
1997	October	18	2010	September	04
1999	October	27	2012	September	05
2003	September	28	2014	August	11
2005	June	21	2016	September	02

#### 4.5. Linéaire analyse spectrale de mélange et les résultats

La classification des images est un moyen plus objectif d'interpréter les images satellites. Cependant, les problèmes associés au mélange de pixels dans des images créent un problème d'inexactitude lors de la classification d'image. Cela se produit le plus souvent dans les algorithmes classiques de classification. Ils considèrent un pixel comme constituant une seule caractéristique de surface mais en réalité pas. Il est donc important de reconnaître l'hétérogénéité de la surface lors de la classification des images. Cela peut être fait en utilisant la technique de séparation spectrale. C'est une technique qui a été développée pour dériver des fractions de matériaux spectralement purs qui contribuent aux caractéristiques de réflectance spectrale observées d'un pixel mixte utilisant des spectres d'endmembers module.

4.5.1 Méthodes

Une procédure détaillée pour l'analyse de unmixing (ou non mixture) est représenté dans la figure 4.3.

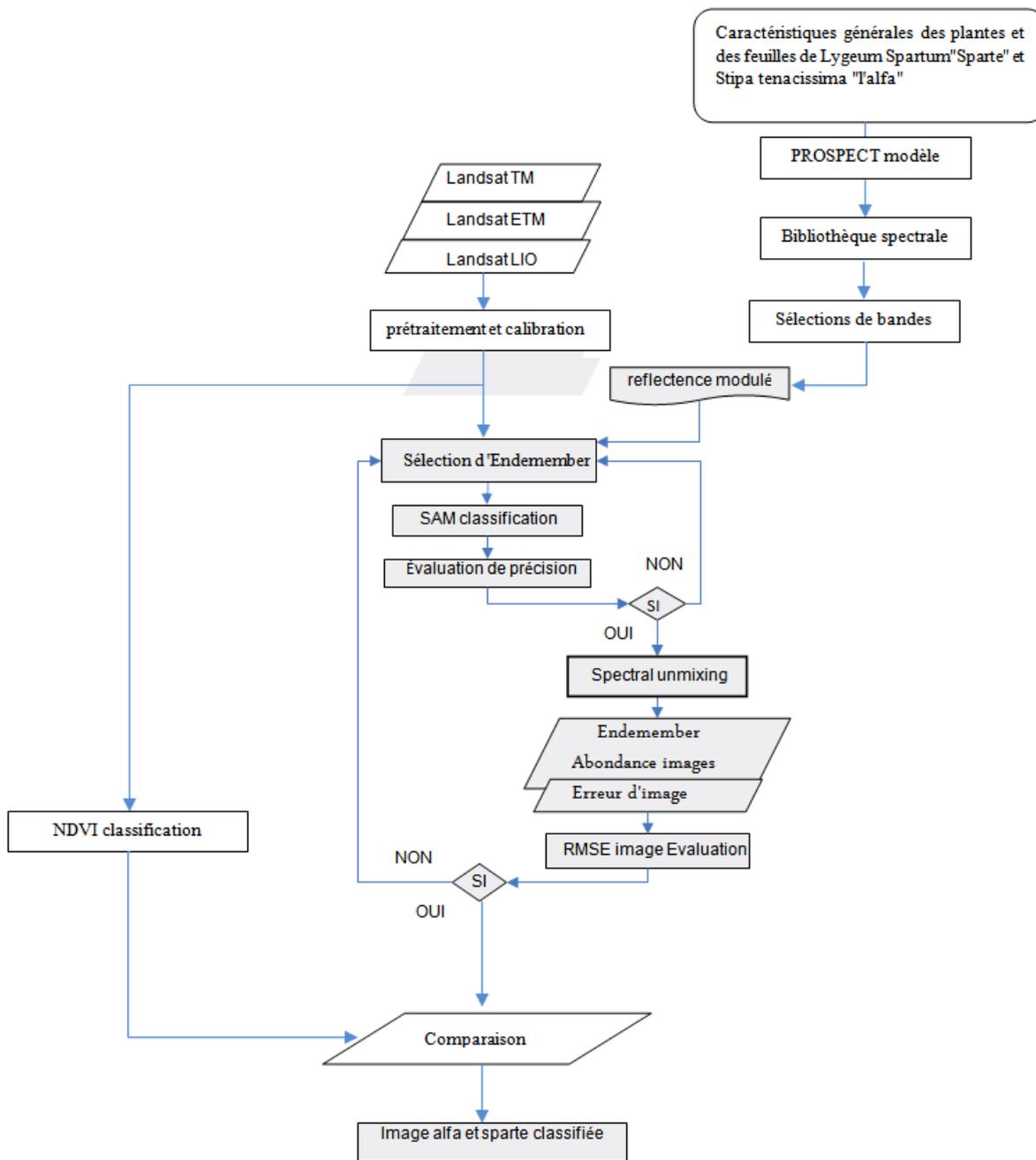
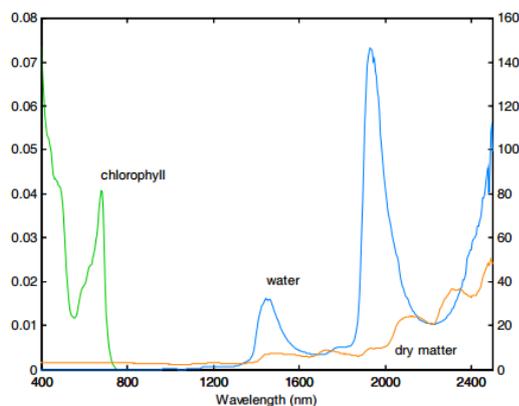


Figure 4.3 Spectral procédure de unmixing

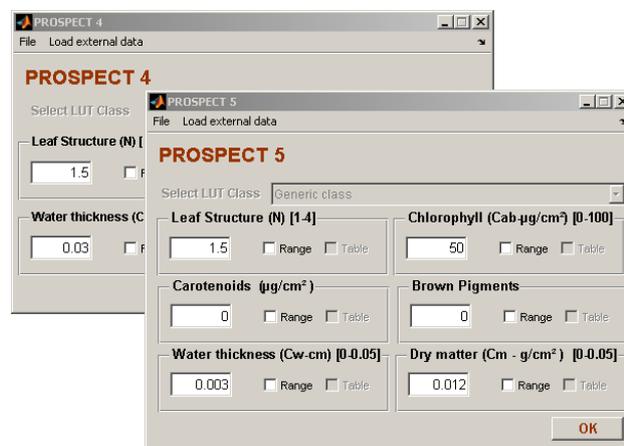
### 4.5.2. Sélection d'endmembers

En l'absence de données de réflectance spectrale sur terrain, nous avons utilisé des spectres qui ont été extraits à l'aide du modèle PROSPECT. Différentes techniques sont expliquées au chapitre 3 pour la sélection des endmembers. Ces techniques ont été employées dans cette recherche comme présenté ci-dessous.

Le modèle PROSPECT [21,22] est un modèle de transfert radiatif sur la base d'un "modèle de plaque, incluant la biochimie de la feuille a été simplifiée par [21,22] (1997) qui ont introduit la teneur en matière sèche  $C_m$  à la place des teneurs en protéine, cellulose, lignine, etc. pris séparément.  $C_m$  exprimé en  $g\ cm^{-2}$  équivaut à la surface foliaire spécifique (SLA), paramètre important dans les études de croissance des plantes et dans les modèles de fonctionnement des écosystèmes. En résumé, PROSPECT simule la réflectance et la transmittance des feuilles avec un paramètre de structure des feuilles  $N$ , une concentration en chlorophylle a+b  $C_{ab}$  ( $\mu g\ cm^{-2}$ ), une épaisseur équivalente en eau  $C_w$  ( $g\ cm^{-2}$ ), et une teneur en matière sèche  $C_m$  ( $g\ cm^{-2}$ ). [21] ayant limité leur étude au moyen infrarouge, nous avons décidé de valider PROSPECT sur tout le domaine optique comme [22]. La Figure 4.3 présente le coefficient spécifique d'absorption de la chlorophylle, de l'eau et de la matière sèche en fonction de la longueur d'onde. Le spectre d'action des chlorophylles s'étend de 400 à 2500 nm, alors que l'eau et la matière sèche présentent des caractéristiques d'absorption seulement au-delà de 950 nm. Cependant la matière sèche absorbe aussi le rayonnement visible de façon constante comme le confirment expérimentalement les spectres de feuilles albinos [21].



**Figure 4.3** Coefficient spécifique d'absorption – à gauche : chlorophylle a+b ( $cm^2\ \mu g^{-1}$ ) – à droite : eau ( $cm^2\ g^{-1}$ ) et matière sèche ( $cm^2\ g^{-1}$ ) [21].



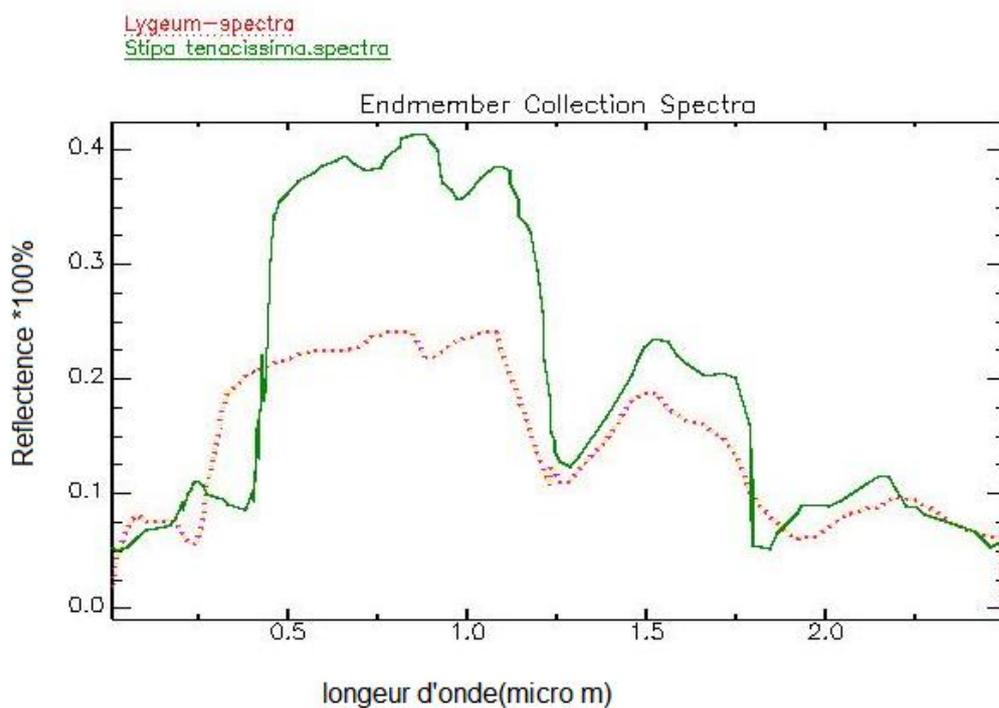
**Figure 4.4** L'interface principale du modèle PROSPECT.

Le tableau en dessous présente des différentes caractéristiques végétales général et de feuilles de Lygeum "Sparte" et Stipa "l'Alfa" utilise sur le model PROSPECT [21,22]

**Tableau 4.2.** Différentes caractéristiques végétales général et de feuilles de Lygeum "Sparte" et Stipa "l'Alfa" après [7]

Caractéristiques général de feuilles	Lygeum "Sparte"	Stipa "l'Alfa"
Structure des feuilles N	7.8±0.3	5.6±0.2
Surface foliaire spécifique $C_m$ g cm <sup>-2</sup>	27.1±1.3	15.8±0.3
Concentration en chlorophylle a+b $C_{ab}$ µg cm <sup>-2</sup>	2.8±0.59	4.06±40.5
Teneur en matière sèche $C_m$ (g cm <sup>-2</sup> ).	3.8±0.5	4.6±1
Epaisseur équivalent en eau $C_w$ (g cm <sup>-2</sup> )	2.220±0.07	6.250±0.26

Après l'implantation des valeurs des caractéristiques générales de la plante sur le simulateur spectrales **PROSPECT** nous obtenons le graphe suivante:



**Figure 4.5** Réflectance spectrale de Lygeum spartum et Stipa tenacissima simulée par le modèle PROSPECT

4.5.3. Classification spectral du mélange

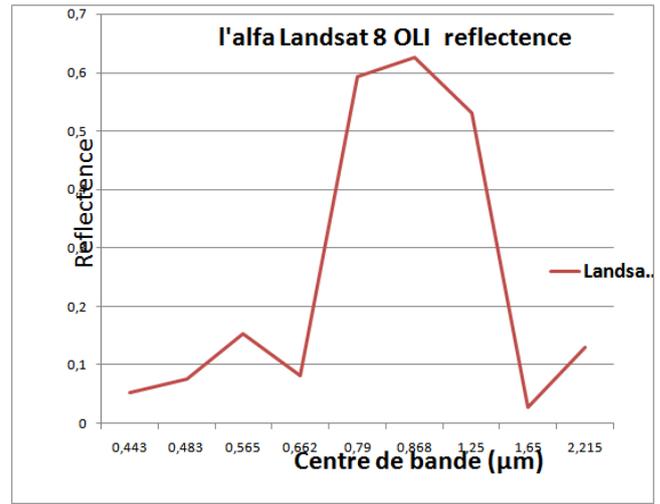
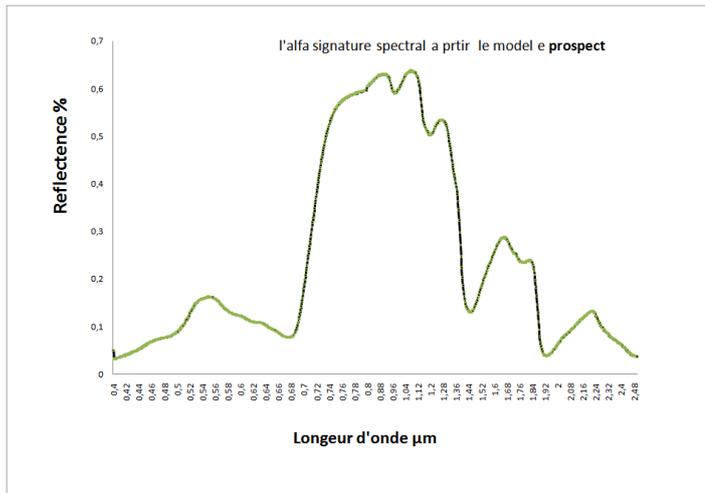
Les spectres pour les deux endmembers (l'Alfa et le Sparte) ont été recueillis à partir des trois capteurs Landsat en utilisant les valeurs de module de réflectance qui correspond à chaque bande du capteur Landsat désignée par la valeur de longueur d'onde centrale (tableau 4.3 et tableau 4.4). Les différentes courbes spectrales sont représentées sur les figures 4.6 et 4.7.

**Tableau 4.3** La valeur de réflectance de l'Alfa correspondante à chaque bande du capteur Landsat

Landsat 4-5 TM Capteur		
N° Bande	Valeur de réflectance de l'Alfa	Longueur d'onde centrale (µm)
1	0,1609	0,548
2	0,0936	0,652
3	0,5489	0,747
4	0,6302	0,9
Landsat 7 ETM+ Capteur		
N° Bande	Valeur de réflectance de l'Alfa	Longueur d'onde centrale (µm)
1	0,0773	0,483
2	0,1581	0,56
3	0,0855	0,662
4	0,6154	0,835
5	0,2856	1,648
6	0,2856	2,206
Landsat 8 OLI Capteur		
N° Bande	Valeur de réflectance de l'Alfa	Longueur d'onde centrale (µm)
1	0,0544	0,443
2	0,0773	0,483
3	0,1539	0,565
4	0,0826	0,662
5	0,593	0,79
6	0,6255	0,868
7	0,5312	1,25
8	0,0286	1,65
9	0,1319	2,215

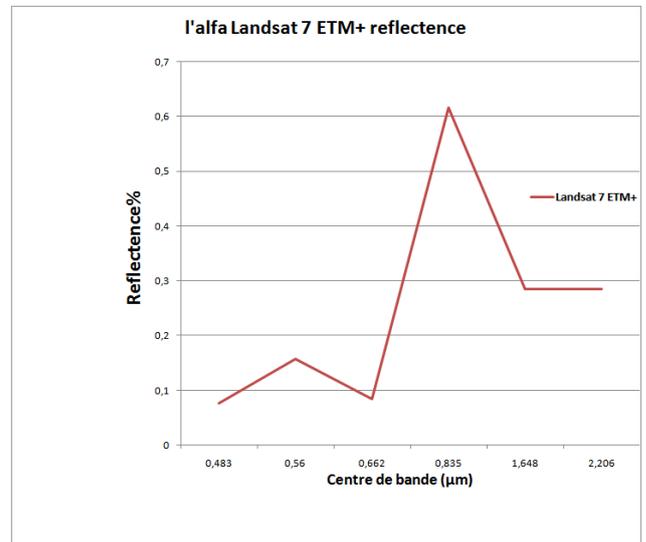
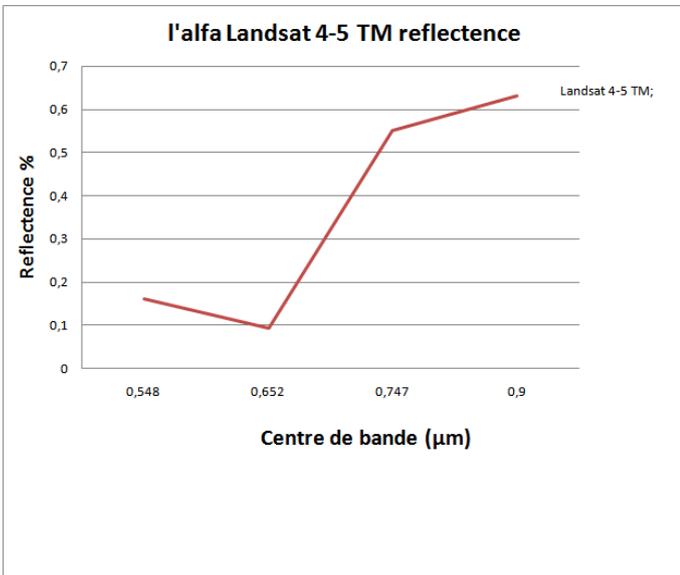
**Tableau 4.4** La valeur de réflectance de Sparte correspond le centre de bande pour chaque capteur Landsat

Landsat 4-5 TM Capteur		
<b>N° Bande</b>	<b>Valeur de réflectance de Sparte</b>	<b>Longueur d'onde centrale (µm)</b>
<b>1</b>	<b>0,22</b>	<b>0,548</b>
<b>2</b>	<b>0,224</b>	<b>0,652</b>
<b>3</b>	<b>0,237</b>	<b>0,747</b>
<b>4</b>	<b>0,21</b>	<b>0,9</b>
Landsat 7 ETM+ Capteur		
<b>N° Bande</b>	<b>Valeur de réflectance de Sparte</b>	<b>Longueur d'onde centrale (µm)</b>
<b>1</b>	<b>0,218</b>	<b>0,483</b>
<b>2</b>	<b>0,223</b>	<b>0,56</b>
<b>3</b>	<b>0,228</b>	<b>0,662</b>
<b>4</b>	<b>0,2405</b>	<b>0,835</b>
<b>5</b>	<b>0,159</b>	<b>1,648</b>
<b>6</b>	<b>0,097</b>	<b>2,206</b>
Landsat 8 OLI Capteur		
<b>N° Bande</b>	<b>Valeur de réflectance de Sparte</b>	<b>Longueur d'onde centrale (µm)</b>
<b>1</b>	<b>0,21</b>	<b>0,443</b>
<b>2</b>	<b>0,215</b>	<b>0,483</b>
<b>3</b>	<b>0,22</b>	<b>0,565</b>
<b>4</b>	<b>0,224</b>	<b>0,662</b>
<b>5</b>	<b>0,24</b>	<b>0,79</b>
<b>6</b>	<b>0,226</b>	<b>0,868</b>
<b>7</b>	<b>0,12</b>	<b>1,25</b>
<b>8</b>	<b>0,15</b>	<b>1,65</b>
<b>9</b>	<b>0,096</b>	<b>2,215</b>



a

b



c

d

Figure4.6. Signature spectrale d'alfa pour chaque capteur Landsat

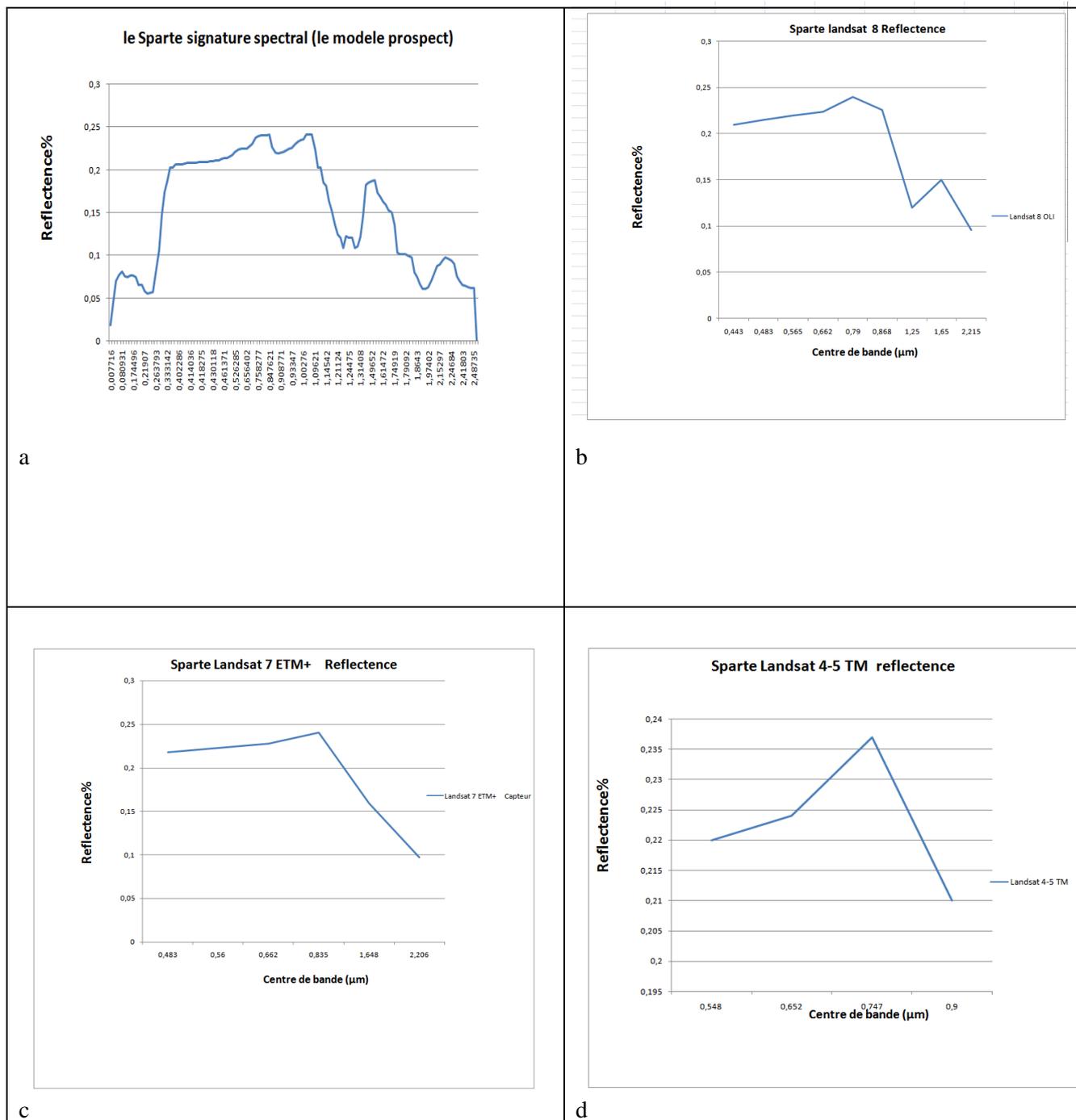


Figure 4.7 Signature spectrale de Sparte pour chaque capteur Landsat

4.5.4. Résultats spectral de séparation de sources (de mélange spectrale)

Dans cette sous section, nous présentons les résultats de la classification de l'unmixage spectral linéaire pour les images multispectrales du capteur Landsat. Les signatures spectraux présentent sur les figures 4.6(b,c;d) et les figures 4.7(b,c;d) sont des reflectances d'endmembers sélectionnées. Ils sont utilisés pour extraire des statistiques pour la classification et d'autres opérations.

Année 2016 Landsat8 ILO		Abondance statistique		
classe des Endmembers	Min %	Max%	Moyenne%	Stdev%
Alfa	-2.870976	2.104060	-0.677855	0.301914
Sparte	-5.622973	10.626944	1.268059	0.663300
soil	-2.270134	2.182835	0.329333	0.152965
RMS	0.001952	0.239446	0.118026	

Année 1987 Landsat TM		Abondance statistique		
Classe Endmembers	Min %	Max%	Moyenne%	Stdev%
Alfa	-3.757086	2.407291	-0.958143	0.556291
Sparte	-7.653916	12.231524	2.952527	1.779849
soil	-3.683606	3.123345	-0.093705	0.221342
RMS	0.000000	0.320310	0.128356	

Année 2012 Landsat ETM+		Abondance statistique		
Classe Endmembers	Min %	Max%	Moyenne%	Stdev%
Alfa	-3.766323	3.207836	-0.231199	0.276922
Sparte	-7.637847	11.763047	0.930505	1.160528
soil	-3.542900	3.792487	0.291356	0.385501
RMS	0.000000	0.231786	0.011369	

Année 2008 ETM+ Landsat		Abondance statistique		
Classe Endmembers	Min %	Max%	Moyenne%	Stdev%
Alfa	-32.884041	31.236876	3.677202	4.721550
Sparte	-38.140255	38.885410	-3.048575	3.959480
soil	-27.739887	37.673916	0.757655	1.950613
RMS	0.000039	0.374916	0.018368	

Année 1999 capteur ETM+		Abondance statistique		
Classe Endmembers	Min %	Max%	Moyenne%	Stdev%
Alfa	-15.105794	9.731215	-0.182396	0.509090
Sparte	-8.411948	14.257432	1.008077	0.490999
soil	-0.592044	2.369081	0.173024	0.571433
RMS	0.000802	0.276180	0.023287	

Tableau 4.4 la valeur RMSE et les statistiques l'abondance d'endmembers

Nous avons créé des bibliothèques spectrales pour les endmembers par utilisation du logiciel ENVI-RSI et implanté sous l'algorithme de classification unmixing. Nous avons comparé les images d'abondance de mélange linéaire par l'image de classification de l'indice de végétation NDVI à fin de garantir l'existence de couverture végétale. Finalement, nous avons sélectionné les pixels contenant un parentage soit de l'Alfa ou de Sparte, et les pixels non classés correspondent au sol nu.

avoir examiné la valeur RMSE et les images d'abondance d'endmembers. Comme le montre le tableau 4.4,

#### 4.6. Résultat et discussion

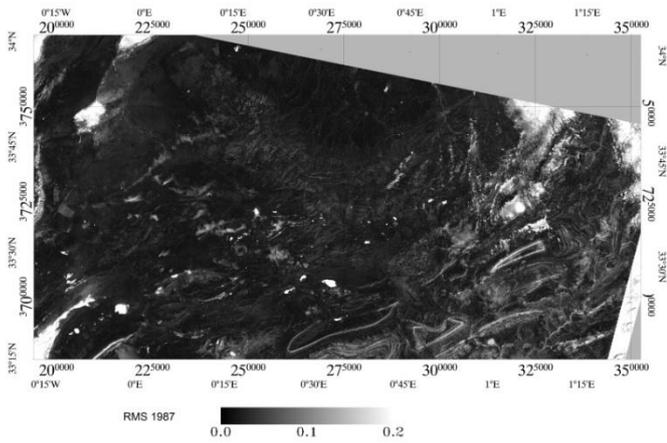
Les statistiques de la classe du mélange linéaire spectral comprennent des images d'abondance et RMSE qui signifie l'erreur dans l'image (**chapitre 2**). La validité du modèle de mélange peut être analysée en calculant le RMSE entre la réflectance modélisée et la réflectance mesurée de pixels [18] comme expliqué au chapitre 2. Les images d'abondance d'endmember de l'analyse de mélange devraient avoir une valeur entre 0 et 1. Mais si la réponse d'un pixel contient plus d'endmember pure que les endmembers sélectionnées, on a des valeurs d'abondances supérieures à 1 et inférieures à 0 peuvent se produire [6] (Darvishsefat, 2002). Cela s'est également produit dans notre analyse de l'unmixing, ce qui signifie qu'il pourrait y avoir plus d'endmembers purs sur l'image que les endmembers sélectionnés par exemple dans notre cas autre espace steppique existe comme *Artemisia herba Alba*, psammophyte, halophyte [20].

Les abondances moyennes globales d'endmembers dans tous les résultats d'analyse sont différentes, comme indiqué dans les tableaux ci-dessus. Lorsque l'on compare (par exemple année 1999 et 2016) et les résultats obtenus à partir des mêmes capteurs, les différences se produisent dans la valeur de RMSE, ce qui est crucial pour évaluer la garantie du modèle unmixing.

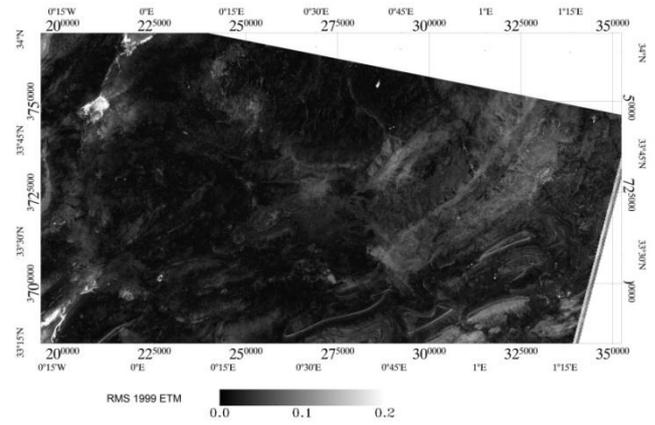
Autres observations comprennent:

- En Landsat 8 ILO l'abondance moyenne des endmembers sont tous positifs sauf l'endmember pour l'Alfa, (-0,167)
- En Landsat ETM l'abondance moyenne des endmembers sont tous positifs sauf un endmember pour l'Alfa (pour les années 1999 et 2012)
- Les valeurs max RMSE de Landsat ETM et ILO sont beaucoup plus petits que Landsat TM

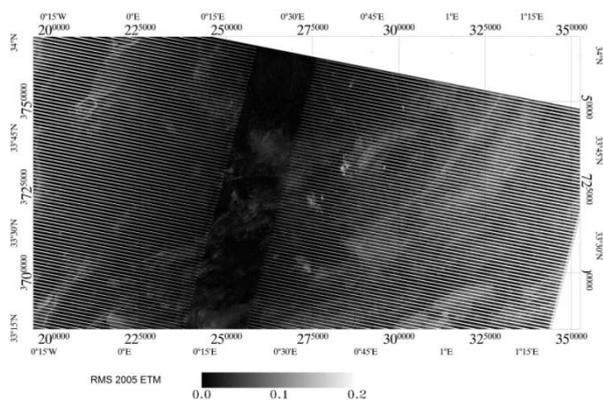
Les images d'erreur dérivées de l'analyse de mixage permettent de voir la répartition des erreurs générées par les trois capteurs. Les images d'erreur des trois capteurs sont montrées ci-dessous.



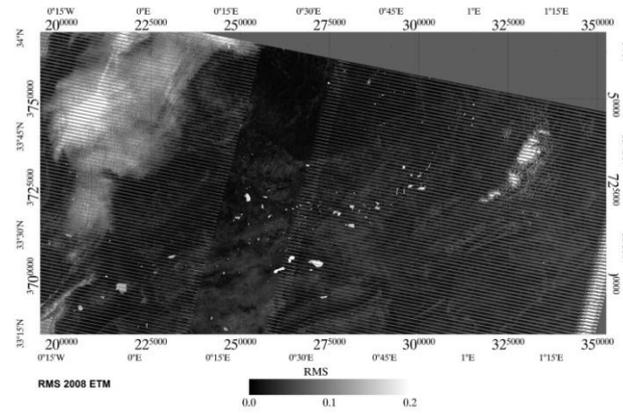
a



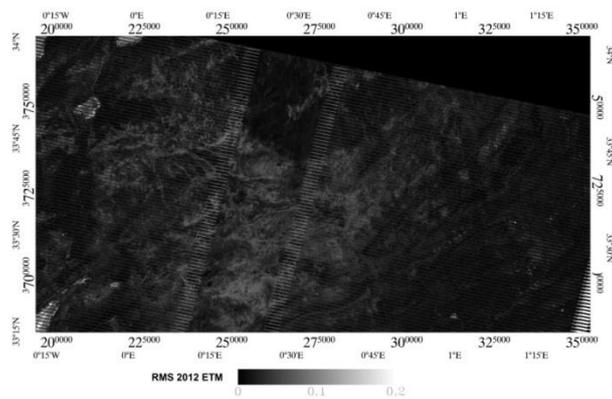
b



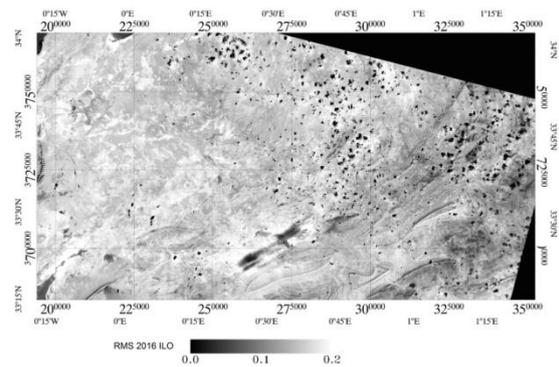
c



d



e



f

**Figure 4.9** images d'erreur RMS de démixage spectral ;a) TM 1987; b) ETM 1999 ;c) ETM 2005;d) ETM 2008; e) ETM 2012; f)ILO 2016

4.6.1. Implémentation de SAM et NDVI

Après le calcul de NDVI des données Landsat à la période 1987-2016 et l'application de la méthode Spectral Mixture Analysis sur les mêmes données nous prenons l'image d'abondance de trois endmembers .Stipa Tenacissima 'l'Alfa', Lygeum spartum 'Sparte' et le sol.

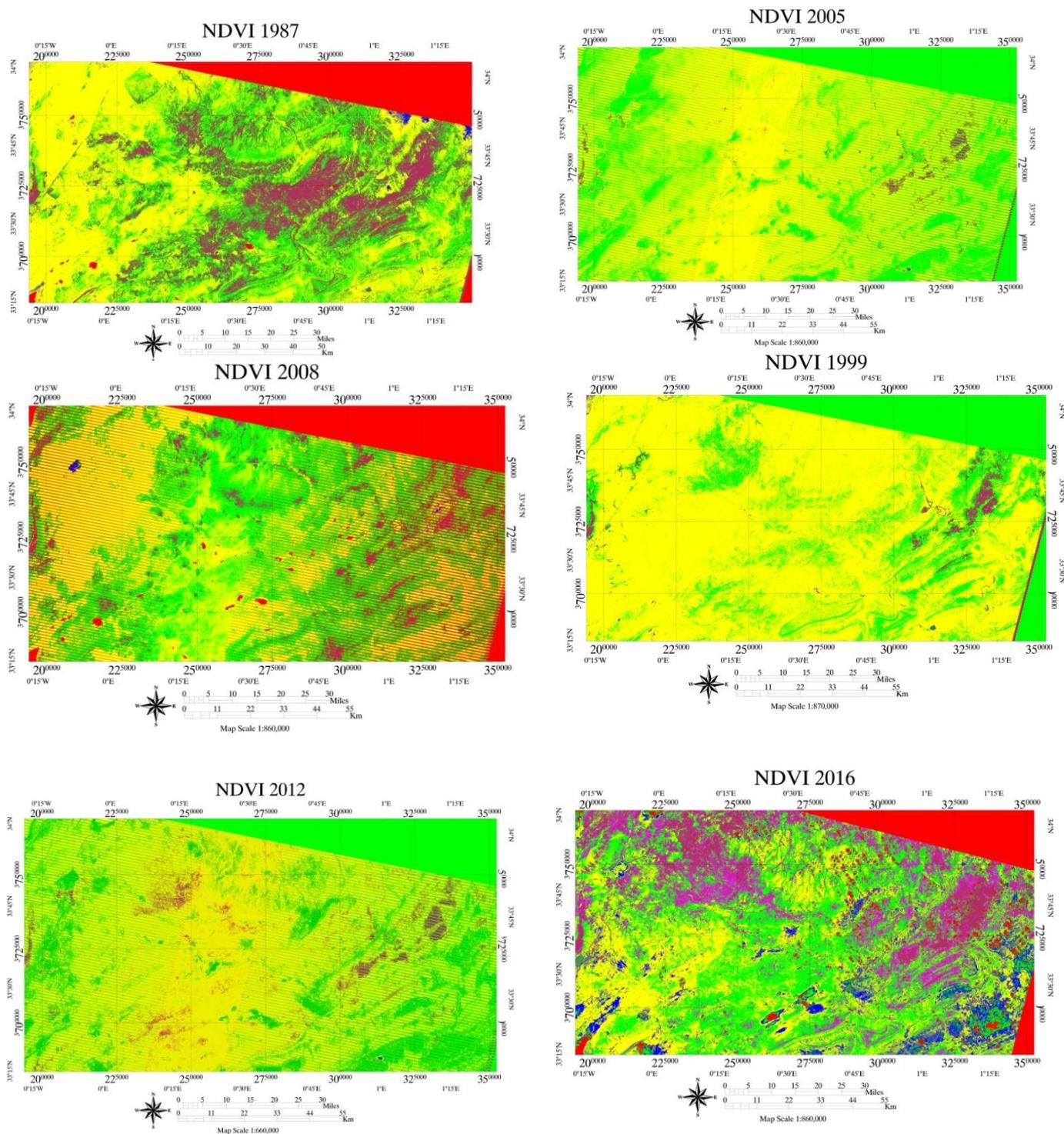
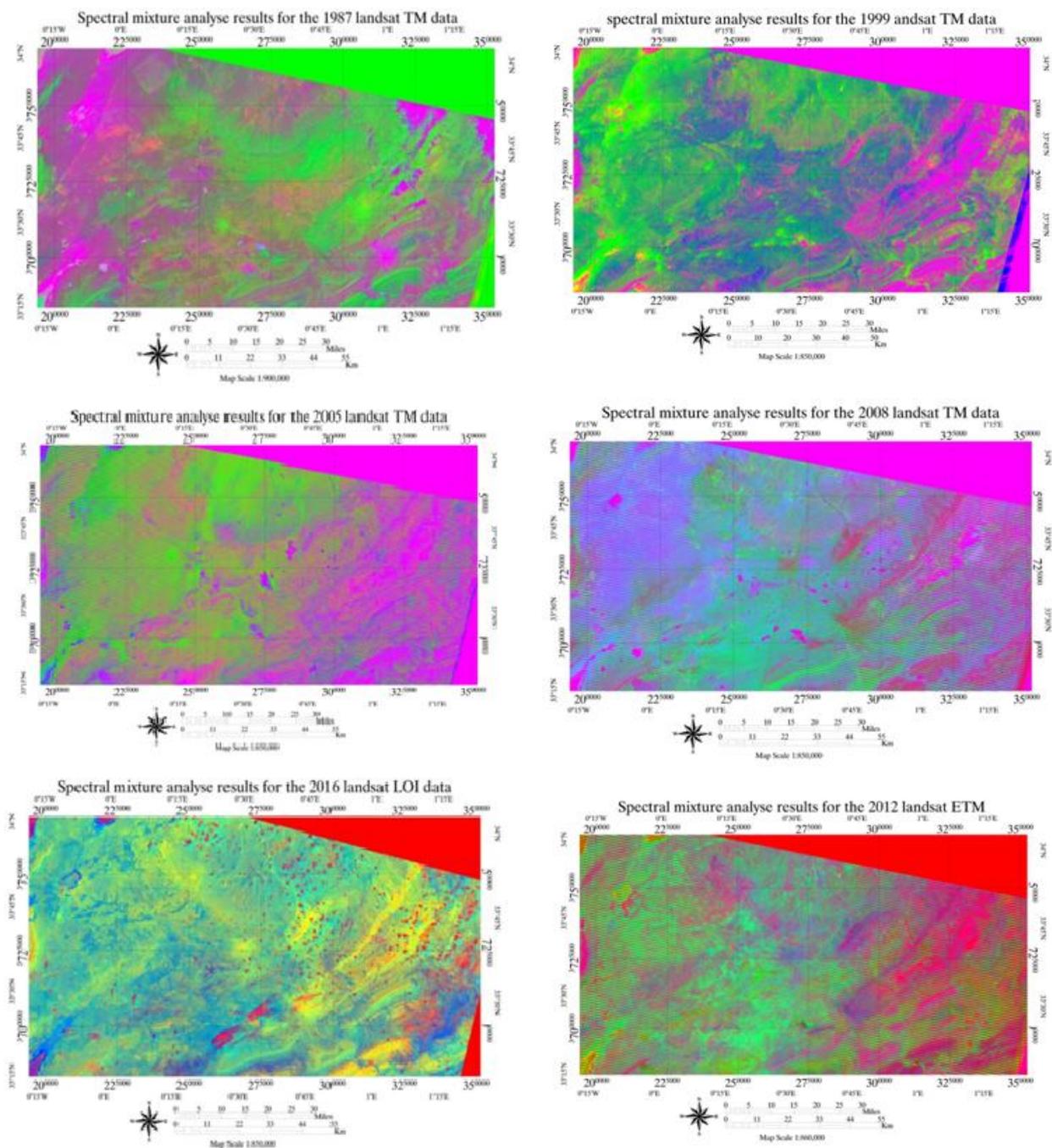


Figure 4.8 Résultat du NDVI de 1987 à 2016

La Figure .4.11 présente la carte d'abondance de mélange pour les données de capteurs Landsat RVB indiquer *Stipa Tenacissima*, *Lygeum spartum* et le sol respectivement (RVB rouge, vert, bleu).



**Figure 4.9** la carte d'abondance de mélange pour les données de capteurs Landsat RVB indiquer *Stipa tenacissima*, *Lygeum spartum* et le sol respectivement (RVB rouge, vert , bleu)

Les résultats suggèrent des valeurs d'espacement dans le pré-1999 et les résultats montrent une convergence dans la répartition de la couverture végétale confirmant la contraction de la diversité écologique de la région au cours des dernières années Figure .4.11

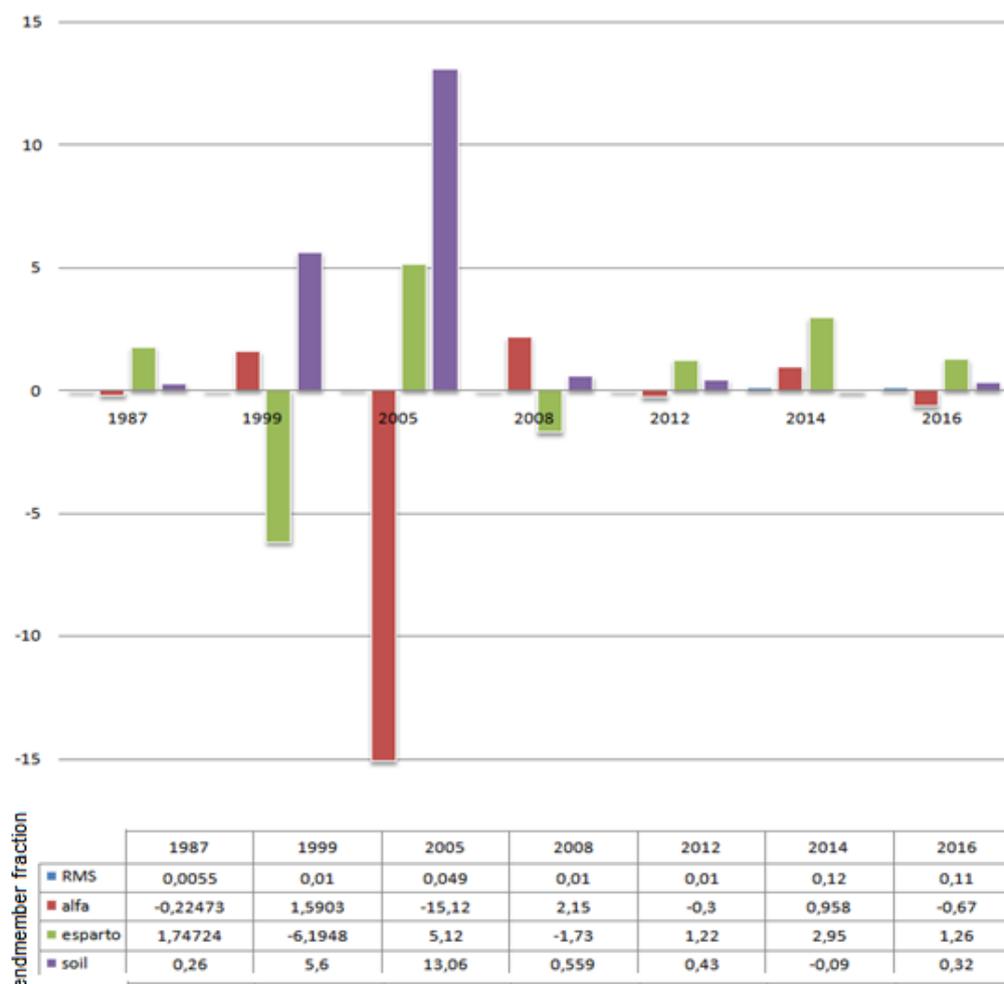
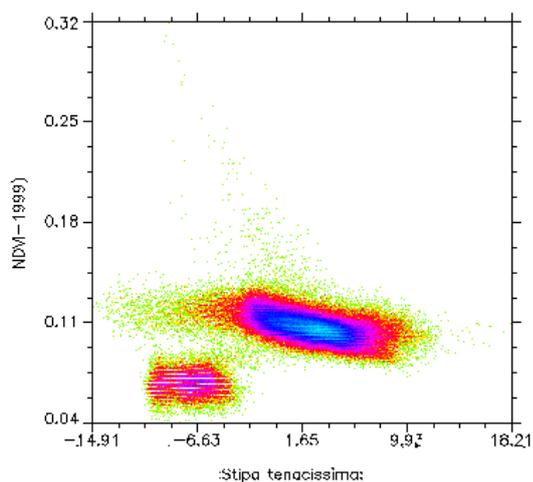
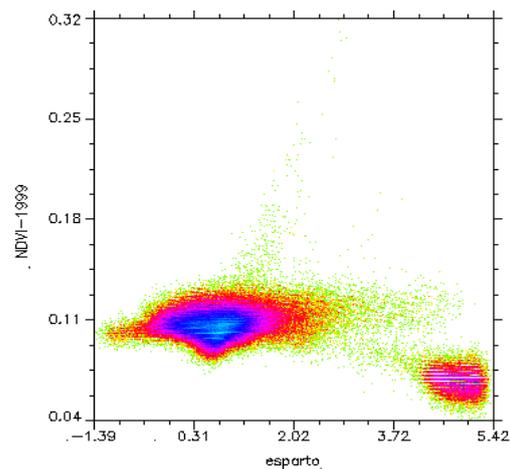


Figure 4.10 statistique générale d'abondance et du RMS

A fin de présenter la carte de classification finale, nous avons fait la comparaison entre les résultats obtenus par SMA et NDVI pour l'année 1999, qui présentent, la moitié de la période d'étude, où ils apparaissent la valeur NDVI en fonction de la fraction (l'abondance) de densité de *Stipa tenacissima*, obtenue par SMA et ainsi la valeur NDVI en fonction de la fraction (l'abondance) de densité de *Lygeum Spartum*, obtenue par SMA Figure 4.12 et Figure .4.13.



**Figure 4.11.** Variation de densité de NDVI en fonction de la fraction SMA de Lygeum spartum 'Sparte'



**Figure 4.13.** Variation de densité NDVI en fonction de l'abondance du SMA de Stipa tenacissima 'l'Alfa'

La **Figure 4.13** Indique que la densité de l'abondance de l'Alfa est fort lors que l'NDVI varié de 0,09-0,15 que signifie une fort existence dans le pixel (+ de 50%) par rapport au Lygeum spartum comme présenté dans Figure 4.13 qui indique lors la densité de l'abondance de Sparte est fort lors que l'NDVI de 0,07-0,11. Ceci est dû à l'augmentation de la teneur totale en chlorophylle de Stipa tenacissima, qui est égale à 4,06, comparée à 2,8 pour Lygeum spartum **Tableau 4.2** [7].

L'intervalle de variation de cotonant de la chlorophylle pour Stipa tenacissima est plus important comparé au Lygeum spartum et le changement l'intervalle de variation de chlorophylle alliés 0,45 comparé à 0,56 pour Lygeum spartum (**Tableau 4.2**) [7].

Les résultats ont montré une augmentation de la couverture de la fraction d'intensité de Lygeum spartum compte ces dernières années, ce qui indique la présence de nouvelles colonies de plantes pour Lygeum spartum

La cartographie de la couverture terrestre est l'une des tâches les plus faciles d'interprétation des données satellitaires [23]. Les méthodes de classification supervisées couramment utilisées telles que le classificateur de maximum de vraisemblance 'maximum likelihood' ou NDVI ne sont pas appropriées pour une différenciation détaillée de certaines classes de variables de couverture végétale telles que les plante de la steppe.

D'autre part images d'abondance produit par la separation spectrale aider à connaître la proportion de endmembers au niveau d'un pixel et donc leur classement peut aider à résoudre certaines des limitations des classifications classiques si l'abondance somme en un pixel. Par exemple,[26] a produit une image classifiée à partir des images d'abondance fractionnelle en attribuant un pixel à la classe avec la plus grande abondance du endmembers. Il a utilisé des valeurs d'abondance supérieures à 50% (cette pourcentage liée au nombres d'endmembers dans chaque pixel ) pour classer différents minéraux et caractéristiques de surface. Nous avons aussi dérivé des images de l'Alfa et le Sparte classifiées issues de l'abondance des extrémités dérivées du mélange spectral tel que présenté ci-dessous (figure4.15, figure4.16, figure4.17, figure4.18).

Comme expliqué dans le chapitre 2, la cartographie directe de couverture végétale steppique à partir d'images TLD est presque impossible en raison de sa nature variable et sa réponse rapide à des facteurs externes et la nature hétérogène (mixte) du pixel dans l'image multispectrale. Pour surmonter ce problème, nous utilisons donc de variable d'NDVI afin garantie l'existence de couverture verte et comparé au même temps avec l'intensité de facteur d'abondance des endmembres de l'Alfa et le Sparte (figures 4.12 et 4.13) ont été comparées pour obtenir des images de niveau l'Alfa et le Sparte classifiées. Les pixels qui présentent un NDVI entre 0,07et 0,11 contient fortement de *Lygeum spartum* de plus de 30% de couverture de pixel , par contre, si NDVI varie entre 0,09 à 0,15. il ya une augmentation de l'existence de *Stipa tenacissima* dans le pixel , presque 40% a cause de la totale en chlorophylle(a et b) de *Stipa tenacissima*, qui est égale à 4,06, comparée à 2,8 pour *Lygeum spartum* Tableau 4.2,[7]

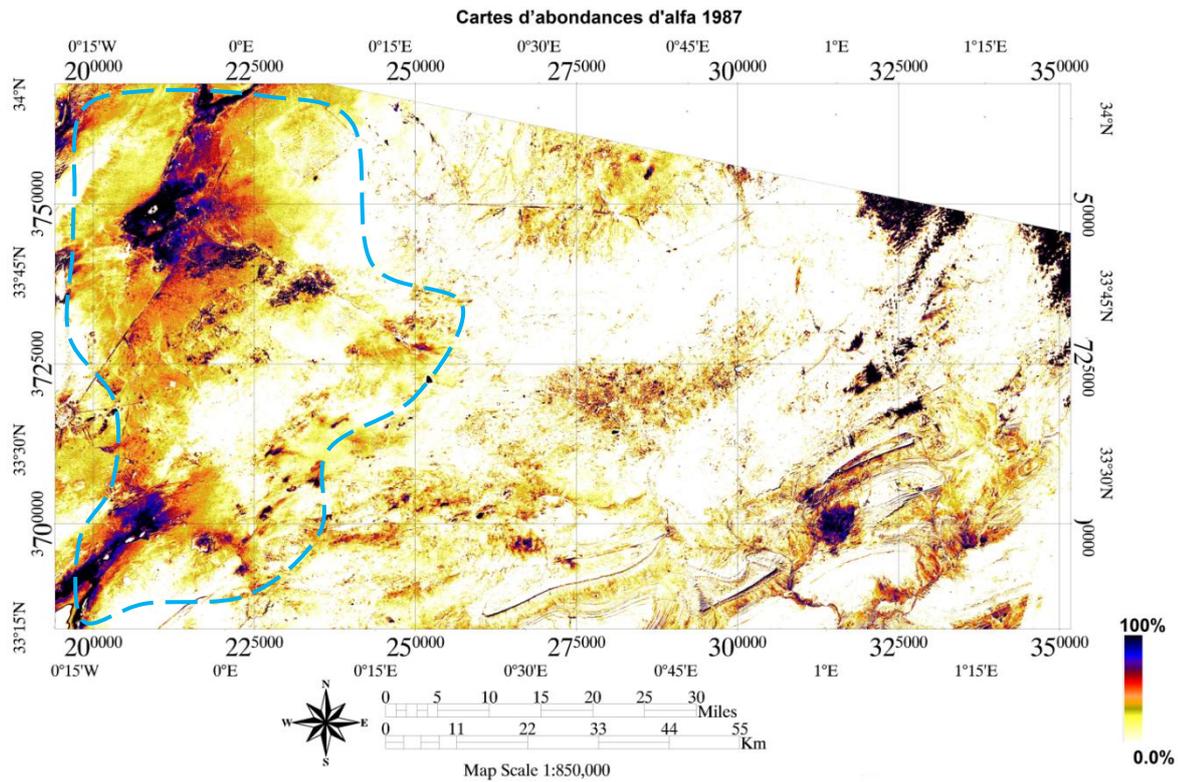


Figure 4.15 carte d'abondance classifiée d'Alfa 1987 capteur Landsat TM

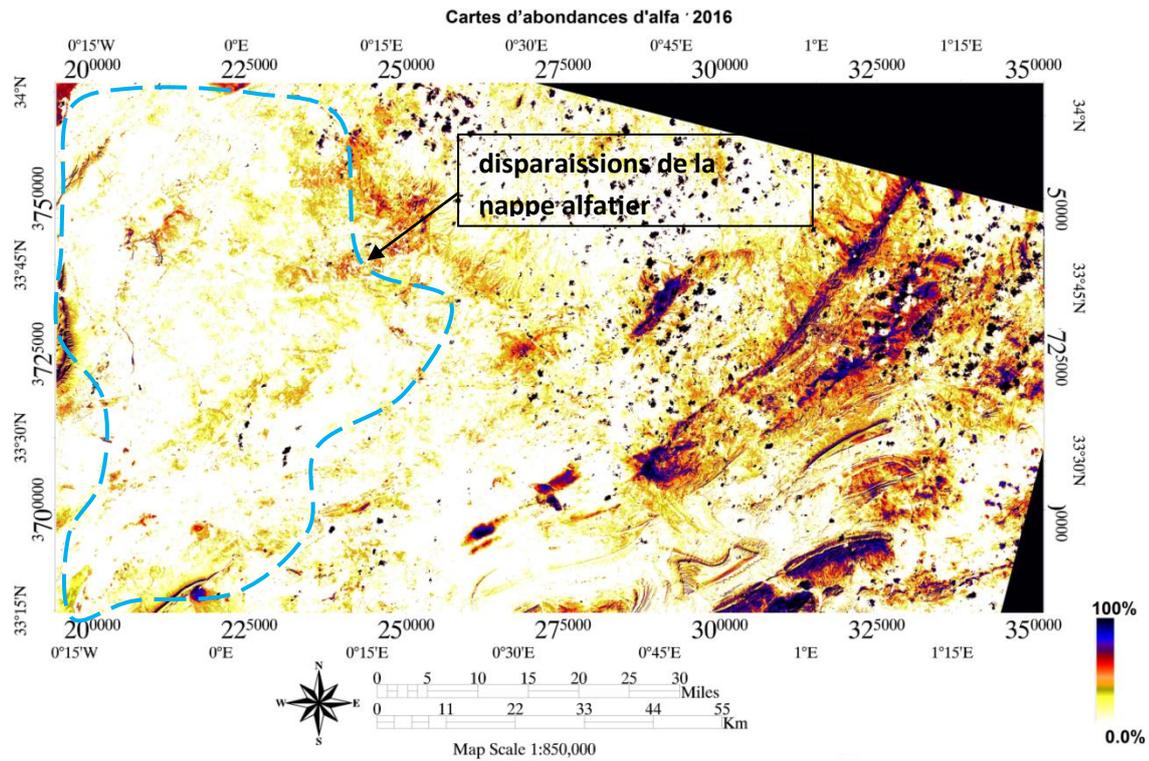


Figure 4.16 carte d'abondance classifiée d'Alfa 2016 capteur Landsat 8 EO-1 ALI

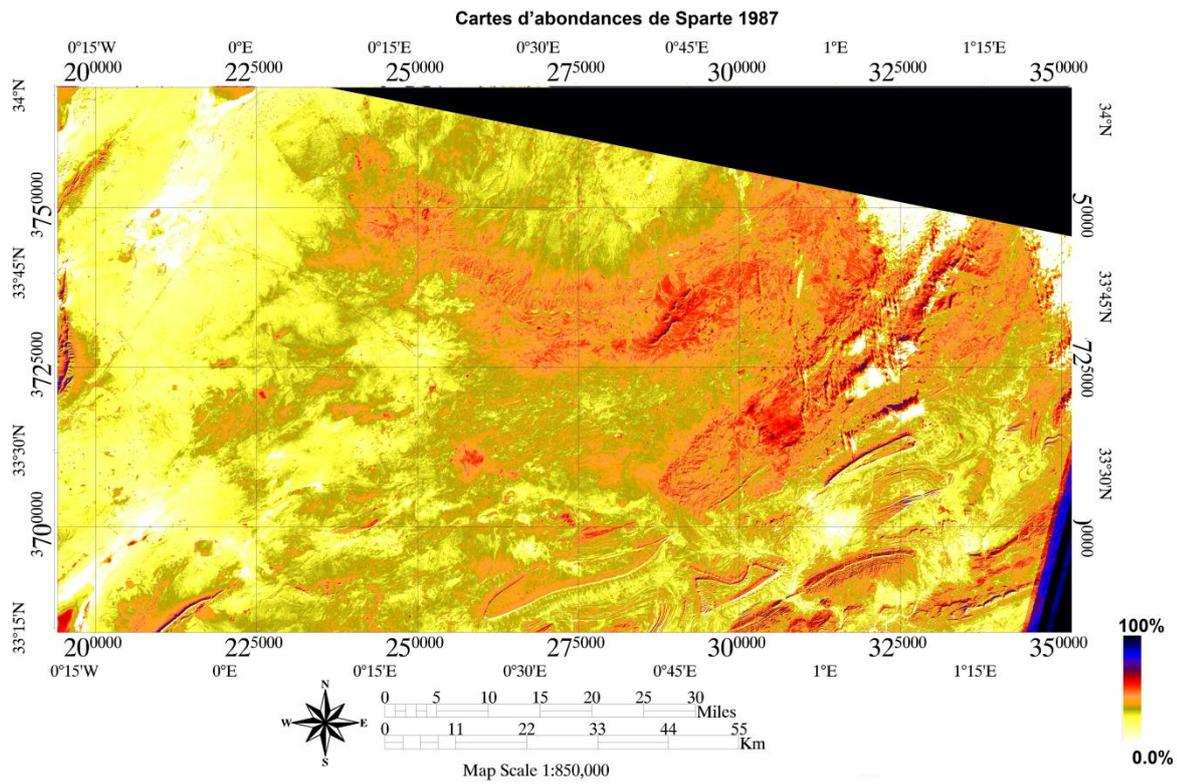


Figure 4.17 carte d'abondance classifiée de Sparte 1987 capteur Landsat TM

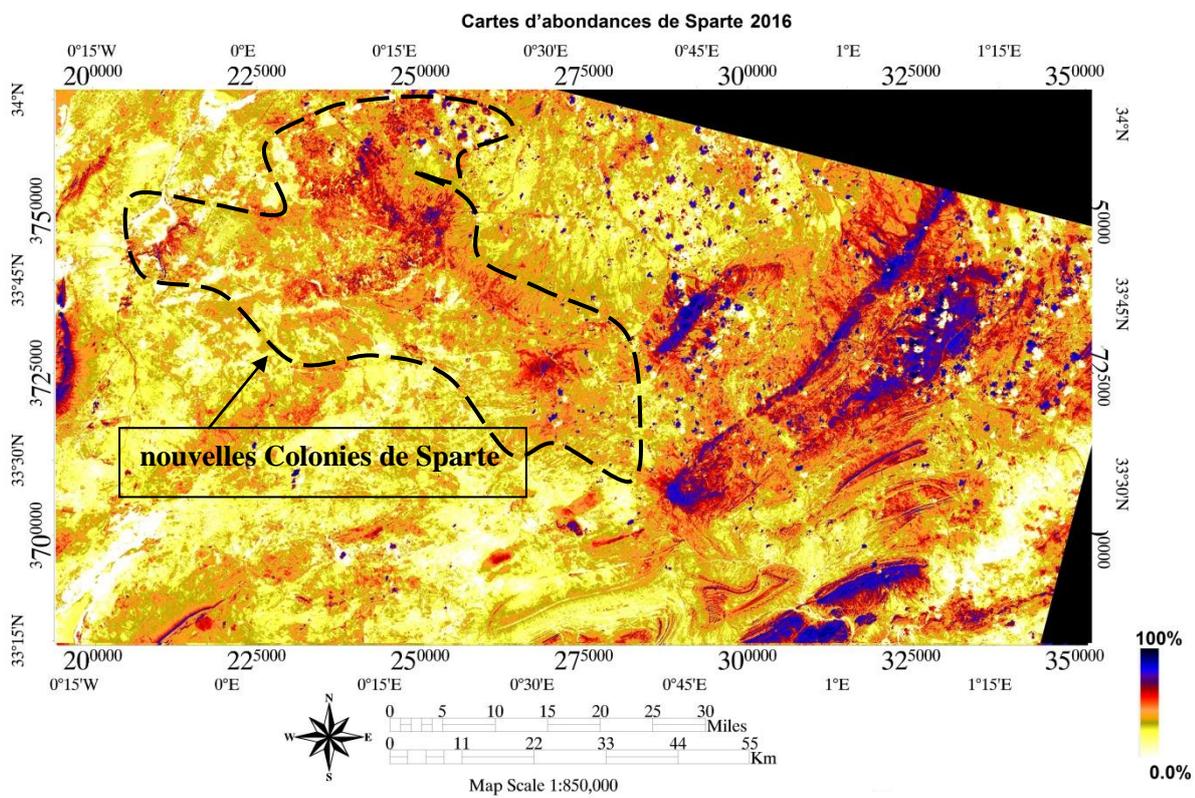


Figure 4.18 carte d'abondance classifiée de sparte 2016 capteur Landsat 8 EO-1 ALI

## 4.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons implémenté une analyse de mélange spectral. Trois endmembers pour l'analyse de ce mélange ont été sélectionnés en utilisant la classification SAM. L'abondance des endmembers et les images RMSE dérivées de l'analyse de l'unmixing ont été utilisées pour évaluer l'efficacité du modèle linéaire du mélange pour les trois capteurs Landsat **TM,ETM,ALI**. En utilisant les images d'abondance de la végétation (l'Alfa), de Sparte, et le sol, nous avons identifié des espaces potentielles de la nappe Alfatière dans la zone d'étude.

Cette étude a montré deux comparaisons de deux méthodes de SMA, et le NDVI, nous avons trouvé que la précision des résultats dépend de la ponctualité de la sélection des endmembers

Il est montré, également, que la sélection des endmember par connaissance préalable de la zone (classification supervisée) donne des meilleurs résultats de l'utilisation des simulations individuellement .

Cette étude a approuvé, également, l'importance des applications de séparation spectrale de mélange pour déterminer les divers changements de couverture végétale des zones avec pixels mixtes ou dans le cas de classification sous pixel.

Cette étude est d'une extrême importance pour apprendre comment la gestion des aires protégées et la gestion du pâturage et ainsi que rétablissement les zones menacées.

Le *Stipa tenacissima* *Lygeum spartum* est une espèce similaire et est l'un des principaux facteurs de végétation de la zone d'étude, car, il est considéré comme l'environnement authentique pour de nombreuses espèces animales .

## 4.8 .Références

- [1]. **Achour. H.** 1983. Etude phytoécologique des formations à Alfa (*Stipa tenacissima* L.) du Sud Oranais. Wilaya de Saïda, Thèse 3em cycle, Univ. Sc. Technol. H. Boumédiène, Alger, 216 p.
- [2]. **Adams, J. B., Sabol, D. E., Kapos, V., Filho, R. A., Roberts, D. A., Smith, M. O., et al.** (1995). Classification of multispectral images based on fractions of endmembers: Application to land-cover change in the Brazilian Amazon. *Remote Sensing of Environment*, 52, 137–154.
- [3]. **Ben Somers et al** 2011; Endmember variability in Spectral Mixture Analysis: A review. *Remote Sensing of Environment* 115 (2011) 1603–1616
- [4]. **Benguerai Abdelkader** évolution du phenomene de desertification dans le sud oranais (algérie), these de doctorat en science ,Université Abou Bekr Belkaïd de Tlemcen, 2011.
- [5]. **Breshears, D.** (2006). The grassland–forest continuum: Trends in ecosystem properties for woody plant mosaics? *Frontiers in Ecology and the Environment*, 4, 96–104.
- [6]. **Darvishsefat, A.A.,** 2002, Application of hyperspectral data for forest stand mapping, Symposium on geospatial theory, processing and applications: Ottawa.
- [7]. **Francisco i. pugnaire** , peter haase, Comparative Physiology and Growth of Two Perennial Tussock Grass Species in aSemi-Arid Environment . *Annals of Botany* 77: 81±86, 1996
- [8]. **Gyanesh Chander** ,Brian L. Markham , Dennis L. Helder Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+,and EO-1 ALI sensors *Remote Sensing of Environment* 113 (2009) 893–903
- [9]. **Hostert, P., Roder, A., & Hill, J.** (2003). Coupling spectral unmixing and trend analysis for monitoring of long-term vegetation dynamics in Mediterranean rangelands. *Remote Sensing of Environment*, 87, 183–197.
- [10]. **Hostert, P., Roder, A., & Hill, J.** (2003). Coupling spectral unmixing and trend analysis for monitoring of long-term vegetation dynamics in Mediterranean rangelands. *Remote Sensing of Environment*, 87, 183–197.
- [11]. **Huete, A. R., & Jackson, R. D.** (1988). Soil and atmosphere influences on the spectra of
- [12]. **Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G.** (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83, 195–213.
- [13]. **Jackson, R. B., Banner, J. L., Jobbagy, E. G., Pockman, W. T., & Wall, D. H.** (2002). Ecosystem carbon loss with woody plant invasion of grasslands. *Nature*, 418, 623–626.
- [14]. **Jensen John R.** Biophysical Remote Sensing Volume 73, Issue 1March 1983 Pages 111–132
- [15]. **Jian Yang, Peter J. Weisberg, Nathan A. Bristow** Landsat remote sensing approaches for monitoring long-term tree cover dynamics in semi-arid woodlands: Comparison of vegetation indices and spectral mixture analysis *Remote Sensing of Environment* 119 (2012) 62–71.
- [16]. **Ko, D., Bristow, N., Greenwood, D., & Weisberg, P.** (2009). Canopy cover estimation in semiarid woodlands: Comparison of field-based and remote sensing methods. *Forest Science*, 55, 132–141.
- [17]. **MATE**, 2002. Ministère de l'Aménagement du Territoire et de l'Environnement. Rapport annuel du Plan National d'Actions pour l'Environnement et le Développement Durable (PNAE-DD),2002. P140.

- [18]. **Mather**, P.M., 1999, Computer processing of remotely-sensed images: An introduction, New York: Wiley
- [19]. **Nedjraoui. D et Bédrani. S**, 2008. « La désertification dans les steppes algériennes : causes, impacts et actions de lutte », Vertigo - la revue électronique en sciences de l'environnement, V.8 N1. URL : <http://vertigo.revues.org/5375>.  
partial canopies. Remote Sensing of Environment, 25, 89–105.
- [20]. **REGAGBA zineb** dynamique des populations végétales halophytes dans la région sud-est de Tlemcen. aspects phytoécologiques et cartographiques, thèse de doctorat en science Université Abou Bekr Belkaïd de Tlemcen, 2011.
- [21]. **S. Jacquemoud**, C. Bacour, H. Poilvé, J.-P. Frangi Inversion de modèles de transfert radiatif pour estimer les caractéristiques d'un couvert végétal à partir de données de télédétection dans le domaine optique Université Paris 7, Case 7071, 2 place Jussieu, 75251 Paris Cedex 05, France.
- [22]. **S. Jacquemoud. F. Baret.** A PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra Remote Sensing of Environment Volume 34, Issue 2, November 1990, Pages 75-91.
- [23]. **Schmidt**, M., and Schoettker, B., 2004, Sub-pixel analysis in combination with knowledge based decision rules to optimise a land cover classification, Department of Geography, University of Bonn, Germany.
- [24]. **Schroeder**, T., Cohen, W., Song, C., Canty, M., & Yang, Z. (2006). Radiometric correction of multi-temporal Landsat data for characterization of early successional forest patterns in western Oregon. Remote Sensing of Environment, 103, 16–26. Sci. Hum. N 26 p: 155-171.
- [25]. **Sonnenschein**, R., Kuemmerle, T., Udelhoven, T., Stellmes, M., & Hostert, P. (2011). Differences in Landsat-based trend analyses in drylands due to the choice of vegetation estimate. Remote Sensing of Environment, 115, 1408–1420.
- [26]. **Van der Meer**, M., 1999, Spatial statistics for Remote Sensing., in Alfred Stein, Van der Meer, F., and Grote, B., eds., Image classification through spectral unmixing., Kluwer Academic, p. 185- 193.
- [27]. **Yerou. H**, 1998. Essai de caractérisation des systèmes d'élevage ovins en zones steppiques cas de la commune de Maâmora (W Saida) Thèse de Magistère INA Alger P 110.
- [28]. **Lal**, R. (2004). Carbon sequestration in dryland ecosystems. Environmental Management, 33, 528–544.

# Dans ce Chapitre

Resume.....	90
5.1. Introduction.....	91
5.2 La zone d'etude .....	92
5.2.1. LE CLIMAT .....	93
5.2.2. LE SOL.....	93
5.2.3. LA GEOLOGIE .....	93
5.2.4. LES EAUX DE SURFACE ET LES EAUX SOUTERRAINES:.....	93
5.3. Methodologie et donnees .....	94
5. 3.1 Methodologie .....	94
5.3.1.2 Etapes de la methodologie .....	95
5.3.3 La classification par ndvi .....	99
5.3.2. La methode SAM (spectral angle mapper ) .....	100
5.4. Comparaison des differentes approches de detection avec les donnees de terrain .....	102
5.5. Discussion.....	102
5.6.POLLUTION DE L'EAU D'IRRIGATION.....	106
5.7.Indice de salinite .....	107
5.8. Solutions .....	108
5.9.Conclusion .....	109
5.10. References bibliographiques .....	110

# Chapitre 5

Détection du Changements écologiques dans l'Oasis de Brezina  
en utilisant les techniques de télédétection

---

## Résumé

**LES** Oasis dans le Sahara Algérien subissent des changements géophysiques et socio-économiques rapides. Dans cette recherche, des données de haute résolution spatiale issues du capteur Landsat ont été utilisées pour tenter de surveiller ces changements. Pour cette raison, nous avons sélectionné l'Oasis de Brezina au sud-ouest Algérien comme un exemple de ce phénomène. Les variations de l'indice de végétation (NDVI) chaque automne au cours des deux dernières décennies enregistrent une dégradation considérable. Depuis 2001, le début de la mise en service du barrage de Brezina, les statistiques indiquent le nombre de recul de palmiers de 28 000 à 18 000 entre 1999 et 2013. Plusieurs hypothèses sont testées pour trouver la cause. La pollution de l'eau et l'augmentation de la salinité sont mesurées et évaluées, mais les résultats d'analyse et de traitement étaient négatifs. L'évaluation spatiotemporelle avec le retour au traitement des données satellitaires et l'étude de terrain de la zone concernée montre que le facteur principal est l'installation du barrage causant la décroissance du niveau de la nappe des eaux souterraines, qui alimentent l'Oasis et qui est principalement due à la nature géologique de la région, nous a proposé un nouveau système d'irrigation à fin d'augmenter le niveau d'eaux souterrain et afin d'éviter les erreurs dans les futurs projets de développement, sans une étude approfondie, tenant compte des caractéristiques de chaque région Algérienne.

---

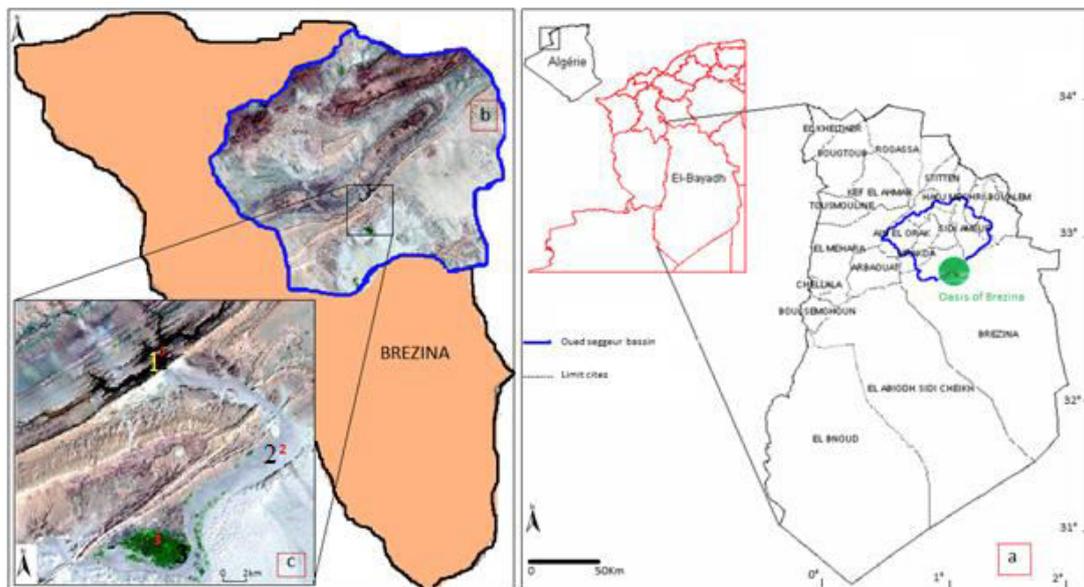
## 5.1. Introduction

Les Oasis dans le Sahara Algérien subissent des changements géophysiques et socio-économiques rapides [7]. Ces changements menacent les caractéristiques agricoles et la civilisation de la région, car, la plupart des Oasis sont des lieux anciens ont une longue histoire étendue à plusieurs siècles [4, 6, 9], la plupart de ces Oasis utilisent des moyens traditionnels de l'agriculture et de l'irrigation, mais, à travers le temps, ces moyens sont devenus inefficaces [1]. Les impacts direct et indirect de l'homme contribuent davantage dans ce changement [12]. Cependant. Ces dégradations observées dans ces Oasis menacent le développement socio-économique et engendrent à la sécheresse des sols couverts et phénomène de l'immigration des habitants locaux aux villes, en particulier de la population la plus jeune [12]. D'autres fonctions écologiques importantes de ces surfaces végétales, elles fournissent, en particulier en ce qui concerne les oiseaux migrants [8] un lieu de détente et de récupération, la surveillance de ces Oasis présente une série de nombreuses difficultés. À cause de très grandes surfaces des déserts, faire le suivi sur le terrain, est non viable. Il faut marquer aussi un manque colossal d'informations statistiques de caractérisation de ces régions du pays.

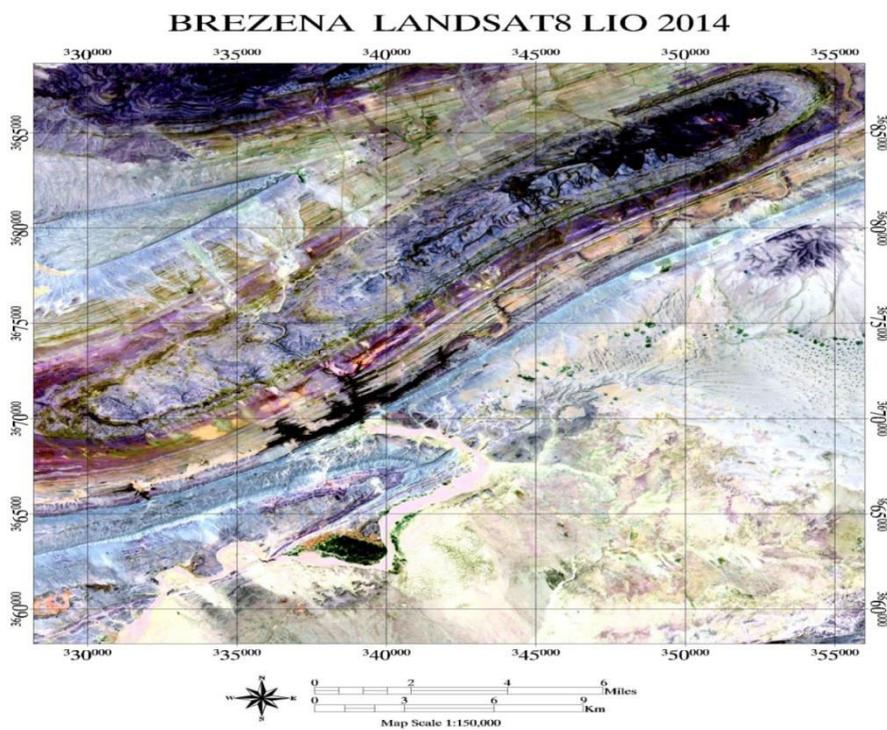
La télédétection spatiale, est un moyen très efficace, pour résoudre ce problème [3, 17]. Les données de télédétection sont facilement disponibles, ils fournissent un aperçu synoptique de surfaces très grandes utilisant une méthodologie uniforme, et les limitations habituelles touchant l'observation par satellite dans les zones plus humides. Comme la couverture nuageuse est un problème pour les images optiques, dans notre zone d'étude et suivant notre période choisie, elle est quasiment absente. Une gamme de techniques standards existent pour surveiller la dynamique de la végétation [14], et les systèmes de télédétection peuvent fournir des données en temps quasi réel pour le suivi des projets d'irrigation [13]. Dans cette étude nous allons examiner le potentiel de la résolution spéciale multispectrale des données issues du capteur *Landsat thématique Mapper* pour le suivi de l'Oasis de Brezina entre 1999 et 2013. Ces données sont très utiles pour examiner l'évolution à long terme de la zone d'intérêt, en plus, le changement de la salinité de la région [19,20], et, la possibilité d'éprouver la pollution de l'eau d'irrigation [11].

### 5.2 la zone d'étude

L'Oasis de Brezina est situé dans la région présaharienne (33 ° 6' N, 1 ° 15'E, 800 m d'altitude.) à 85 km au sud de la ville d'El Bayadh. L'Oasis compte 12,000 habitants, 75 ha de superficie d'urbanisation et 174 ha de palmerie, dont 30% est cultivé (voir Figure 5.1.a et Figure 5.1.b).



**Figure 5.1** Zone d'étude. Oasis de Brezina est situé dans la région pré-saharienne au sud de la wilaya de El Bayadh – Algérie



**Figure 5.2** Zone d'étude. Oasis de Brezina l'image de satellite Landsat 8

### 5.2.1. Le Climat

La Daira de Brezina est caractérisée par un climat présaharien aride, avec une température moyenne annuelle de 20 ° C et la variation de température en moyenne de 11 ° C. Les températures moyennes mensuelles vont d'un minimum de 9 ° C en Janvier à un maximum de 35 ° C en Août. Les précipitations, sporadiques de faible intensité, sont distribués tout au long de l'année avec la plus forte concentration dans la période allant du mois d'Octobre au mois de Mai, en raison de l'effet des Açores anticyclones. Les événements extrêmes causants des inondations pourraient se produire au début de l'Hiver. La gamme des précipitations annuelles entre 100 et 180 mm. Le faible taux d'humidité (40% en moyenne annuelle) et le rayonnement solaire élevé (4,6 kWh / m<sup>2</sup>) déterminent une forte évapotranspiration qui monte pendant les mois de printemps provoquant des tempêtes de poussière. Au mois d'Avril la vitesse moyenne du vent atteint 5,9 m/s.

### 5.2.2. Le Sol

Le sol est sablonneux avec une faible teneur en matière organique sans aucune preuve de la différenciation verticale des horizons. Comme la valeur moyenne de **0-50 cm** de profondeur, la teneur totale en carbone (C) est d'environ 0,28%, tandis que l'azote (N) total est de **0,03%** ; le rapport C / N est d'environ **11**.

Les sols des terres de la région Brezina se décomposent en trois zones :

- terres agricoles (0,08% de la surface), constituées essentiellement de l'Oasis de Brezina (divers vergers) et la zone d'application de El Daïet Bagra et Daïet El Anz (principalement les céréales et le forage),
- l'itinéraire pré-saharien (Hamada),
- la zone de dunes (erg) dans l'extrême sud.

### 5.2.3. La Géologie

Le substrat de la majeure partie du site est constitué de strates clastiques Sénoniens et Mésozoïques. Ces couches sont composées de grès et de Siltstones. Le segment aval du barrage de Brezina, est composé d'une couche de plâtre. Sur ces couches clastiques sénoniennes se trouve un groupe de couches de calcaires Cénomaniens et Turoniens. Ces couches, très raides où le barrage est profond. Sur le côté en aval du barrage, sont déposées des couches clastiques discordantes de l'Eocène [10].

### 5.2.4. Les eaux de surface et les eaux souterraines:

Brezina est délimitée par le bassin alluvial de la rivière Seggueur (voir **Figure 5.1.b**), qui recueille les eaux d'un bassin de drainage d'environ **3680 km<sup>2</sup>**. La rivière Seggueur a conduit pendant des siècles les eaux souterraines qui sertent au développement de la culture du palmier à

Brezina (voir **Figure 5.1.c2**), et garanti la survie des zones en aval de celui-ci, jusqu'à Daïet El Bagra. Le barrage de Larouia Khang (voir **Figure 5.1.c1**), au raccordement des affluents de la rivière Seggueur, a considérablement changé l'équilibre hydrogéologique de l'Oasis de Brezina (voir **Figure 5.1.c3**) et de la région en aval.

## 5.3. Méthodologie et Données

### 5.3.1 Méthodologie

Pour trouver les causes de la diminution du nombre de palmiers dans notre zone d'intérêt, nous avons posé trois hypothèses :

- la pollution de l'eau d'irrigation ?
- Augmentation de la salinité ?
- L'impact écologique du barrage sur l'Oasis?

Nous avons utilisé 15 images Landsat TM acquises durant la saison sèche entre 1999 et 2013 (voir **Tableau 5.1**). L'ensemble de données a été sélectionné à partir de scènes acquises relativement durant la saison de croissance, lorsque, de nombreuses graminées et d'herbacées sont en sénescence, mais la plupart des arbustes et des palmiers sont dans cette période en pleine activité photosynthétique.

Les images sont gratuitement téléchargeable du site de l'USGS (United States Geological Survey) et, avaient été traitées comme produits de niveau 1T (précision et terrain corrigés). Cette série d'images multi-temporelle Nous l'avons utilisé pour la surveillance du changement et de la dégradation dans l'Oasis de Brezina. Cependant, d'autres facteurs tels que la phénologie saisonnière, les conditions du sol, et les conditions atmosphériques peuvent contribuer à la variabilité des réponses spectrales multi-temporelles qui peuvent avoir peu à voir avec des palmiers.

**Tableau 5. 1** Description des données LANDSAT utilisées

Année	Mois	jour	Capteur
1999	Novembre	02	ETM
2000	Aout	03	ETM
2001	Décembre	28	ETM
2002	Décembre	15	ETM
2003	Septembre	21	ETM
2004	Novembre	18	TM
2005	Décembre	23	ETM
2006	Octobre	23	ETM
2007	Décembre	11	ETM
2008	Octobre	28	TM
2009	Octobre	15	ETM
2010	Aout	18	TM
2011	Novembre	24	ETM
2012	Novembre	24	ETM
2013	November	03	OLI

Afin d'extraire des valeurs comparables de réflectance spectrale entre les années, nous avons appliqué une approche de normalisation absolue [7] pour normaliser toutes les images dans une série chronologique à une image de référence qui a subit une correction atmosphérique absolue (voir **Annexe1**)..

Cette approche diffère de la méthode de correction radiométrique absolue, dans laquelle, chaque image dans une série temporelle est absolument corrigée indépendamment( **voir Annexe1**).

L'approche de normalisation absolue a été prouvé plus approprié pour caractériser la succession forestière précoce en utilisant des données Landsat multi-temporelles[7] .

### 5.3.1.2 Etapes de la Méthodologie

L'approche méthodologique intégrée est montrée sur Figure 5.4 qui correspond aux différents traitements de données (calibration, correction...) et le type de méthodes de cartographie appliquée à déterminer les caractéristiques de surface liées à la détection des changements dans l'Oasis.

la méthodologie divisé en trois axes :

➤ **Prétraitement et correction** consiste a plusieurs opérations

1. **Calibration** : Conversion le compte numériques (DN) aux unités absolues de rayonnement spectral du capteur (reflectance)
2. **Dark Subtraction correction** : éliminé le bruit sombre de l'image. Le nombre numérique à soustraire de chaque bande peut être soit Minimum de bande, soit Valeurs d'utilisateur pour chaque bande. Si vous sélectionnez Minimum de bandes, vous pouvez choisir une zone de recherche sombre sur le sous-ensemble spatial ou, si vous avez sélectionné un sous-ensemble spatial à l'entrée de fichier, sur toute l'image. Vous pouvez également spécifier une valeur Ignorer les données. Si vous sélectionnez Valeurs utilisateur, vous pouvez modifier les valeurs de soustraction courantes pour chaque bande.
3. **Minimum Noise Transform** La transformée MNF est utilisée pour déterminer la dimension inhérente des données d'image, pour séparer et égaliser le bruit dans les données et pour réduire les exigences de calcul pour le traitement ultérieur
4. **Pixel Purity Index** Utiliser Pixel Purity Index (PPI) pour trouver les pixels les plus spectraux purs (extrêmes) dans multispectral

➤ **Séparation Spectrale**

1. **Endmember Extraction Method** L'outil spectral de cône concave à angle maximal séquentiel (SMACC) trouve les extrémités spectrales et leurs abondances dans toute l'image. Cet outil est conçu pour être utilisé avec des données multispectrales préalablement calibrées. SMACC fournit une méthode plus rapide et plus automatisée pour trouver des extrémités spectrales.
2. **Using Linear Spectral Unmixing** : utiliser le mixage spectral linéaire pour déterminer l'abondance relative des matériaux qui sont représentés en multispectrale. Capacité d'un instrument de télédétection à détecter des longueurs d'onde dans deux bandes spectrales ou plus. Ou hyperspectral Terme utilisé pour décrire des ensembles de données généralement composés de 100 à 200 bandes spectrales (ou plus) de bandes relativement étroites, contiguës (5 à 10 nm). L'imagerie hyperspectrale crée un grand nombre d'images à partir de régions

contiguës du spectre électromagnétique. Cela augmente l'échantillonnage du spectre (par rapport aux données multispectrales) et augmente considérablement la quantité d'information disponible pour un chercheur. Voir aussi "spectromètre d'imagerie". Imagerie basée sur les caractéristiques spectrales des matériaux. La réflectance Le rapport de l'énergie rayonnante réfléchi par un corps à l'énergie incidente sur elle, généralement désignée par un pourcentage. À chaque pixel de l'image est supposée être une combinaison linéaire de la réflectance de chaque matériau (ou endmember) un matériau purement spectral unique qui se produit dans une scène.) Présent dans le pixel, Par exemple, si 25% d'un pixel contient du matériau A, 25% du pixel contient du matériau B et 50% du pixel contient du matériau C, le spectre pour ce pixel est une moyenne pondérée de 0,25 fois le spectre du matériau A, Plus 0,25 fois le spectre du matériau B, plus 0,5 fois le spectre du matériau C. Ainsi, compte tenu du spectre résultant (les données d'entrée) et les spectres endmember, Linear Spectral Unmixing résout les valeurs d'abondance de chaque endmember pour chaque pixel.

➤ **Classification**

- **Décision tree** :l' arbre de décision est un type de classificateur à plusieurs niveaux qui peut être appliqué à une seule image ou à une pile d'images. Il est constitué d'une série de décisions binaires qui sont utilisées pour déterminer la catégorie correcte pour chaque pixel. Les décisions peuvent être basées sur toute caractéristique disponible de l'ensemble de données. Par exemple, vous pouvez avoir une image en élévation et deux images multispectrales différentes recueillies à des moments différents, et n'importe laquelle de ces images peut contribuer à des décisions dans le même arbre. Aucune décision unique dans l'arbre n'effectue la segmentation complète de l'image en classes. Au lieu de cela, chaque décision divise les données en une de deux classes ou groupes de classes possibles.

**Remarque** :pour plus de détaille sur l'opération (NDVI et SAM) voir chapitre 2 et 3

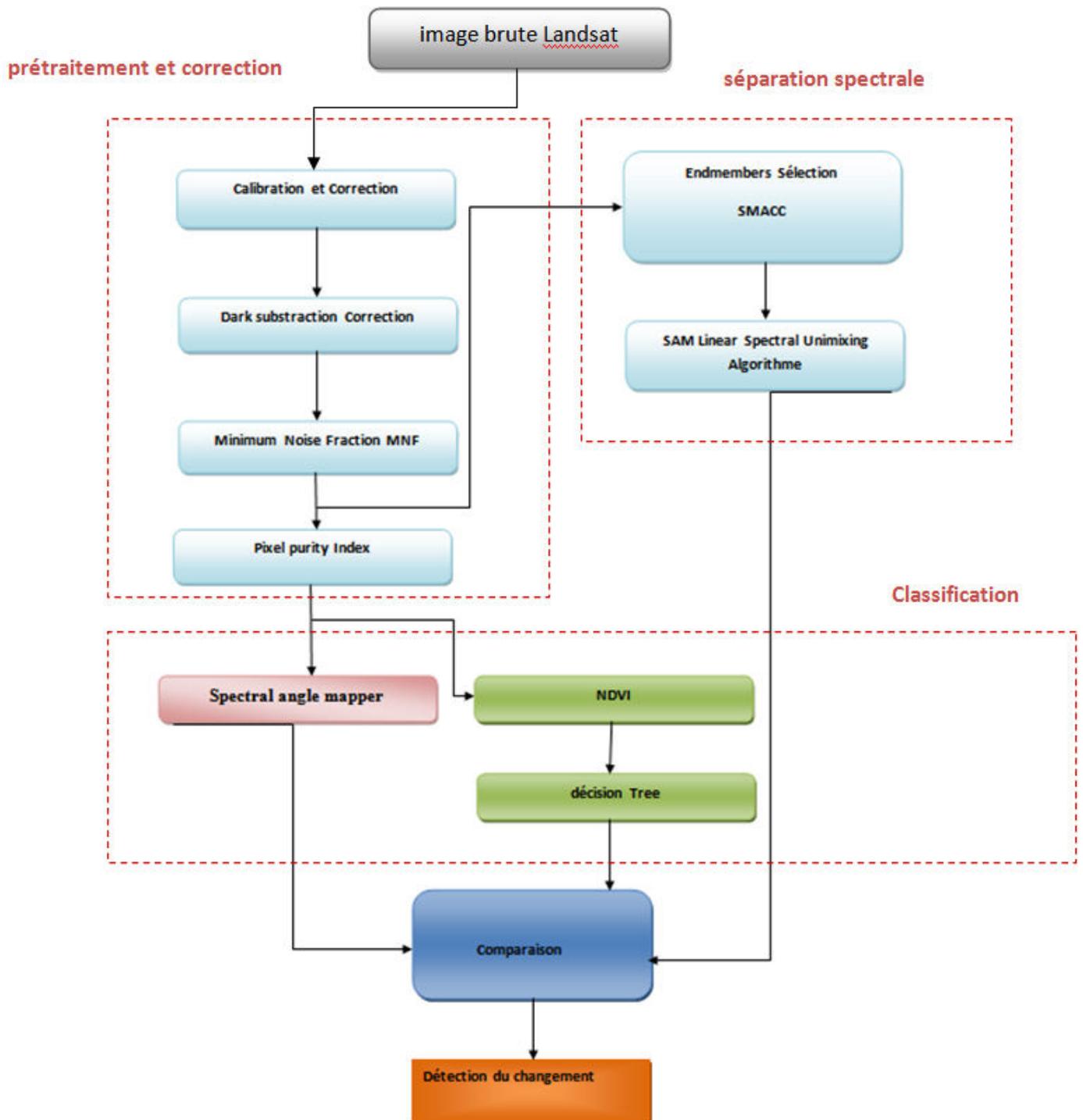
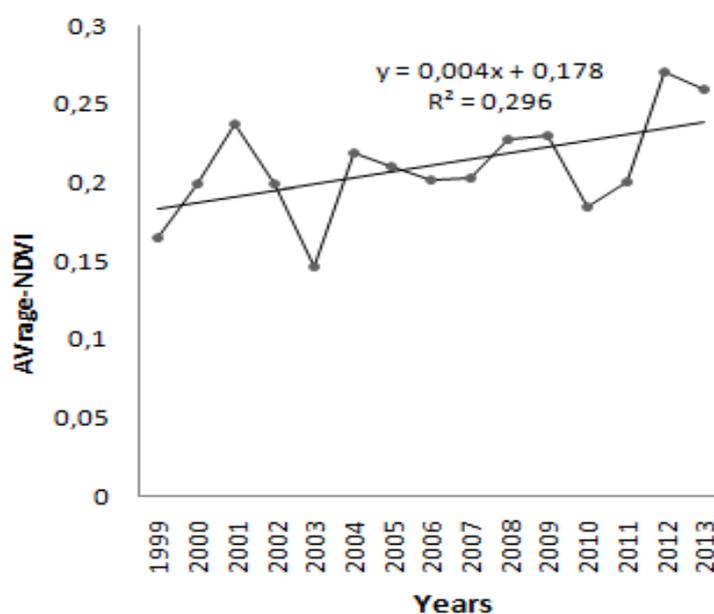


Figure 5.3 Organigramme de la méthodologie

### 5.3.3 La classification par NDVI

L'analyse des images Landsat en utilisant l'indice de végétation normalisé (NDVI) a été démontrée comme une mesure applicable à l'échelle mondiale pour la discrimination entre les couvertures des sols photosynthétiques et non photosynthétiques [15,18].

Dans les environnements arides, où la végétation est clairsemée pluviale, les zones irriguées montrent un niveau beaucoup plus élevé de la couverture végétale, et donc un signal de NDVI est supérieur. Cette méthode peut être utilisée pour différencier les zones irriguées et non irriguées.



**Figure5. 4** variation de NDVI moyen entre 1999 et 2013

La formule utilisée pour calculer NDVI est [15]:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{Red} - \text{NIR}}{\text{Red} + \text{NIR}} \quad (5.1)$$

où:

- NIR (TM Channel 3: (760 - 900 nm)) et Red (ETM + Channel 4: (630 - 690nm))
- NIR (ETM + Canal 3: (760 - 900 nm)) et Red (ETM + Channel 4: (630 - 690nm))
- NIR (OLI Channel 5: (850-880 nm)) et Red (OLI Channel 4: (640 -670 nm))

Tableau 5. 2. Variation de NDVI moyen entre 1999 et 2013

Année	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
NDVI moy	0,165	0,199	0,237	0,199	0,146	0,218	0,210	0,201	0,203	0,227	0,230	0,184	0,200	0,270	0,259

### 5.3.2. La méthode SAM (Spectral Angle Mapper )

La méthode SAM (Spectral Angle Mapper) développée par [14] est une approche de classification basée sur la similitude entre les deux spectres. La mesure de l'écart angulaire permet l'attribution de chaque spectre de l'image à une classe donnée. Il utilise toutes les bandes de la scène.

Le procédé détermine la similitude entre le spectre de référence et le spectre d'image par le calcul de l'angle spectral  $\theta$  (Figure.5.6). L'angle spectral est calculé à partir de l'équation suivante:

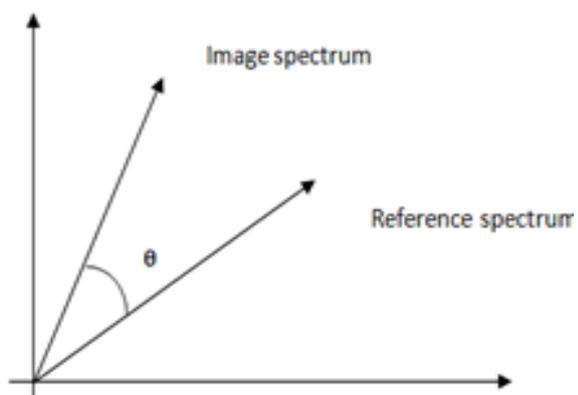
$$\theta = \arccos \frac{\vec{t} \cdot \vec{r}}{\|\vec{t}\| \cdot \|\vec{r}\|} \quad (5. 2)$$

Ou :

$\vec{r}$  : est le vecteur de spectre de référence.

$\vec{t}$  : le vecteur du spectre de classification.

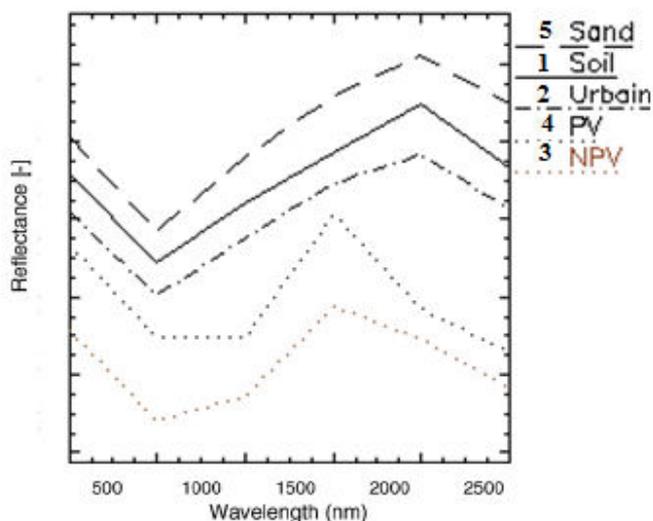
La mise en œuvre de cette approche nécessite des spectres de référence. Nous avons choisi les régions d'intérêt comme illustrées dans la **Figure. 5.6**.



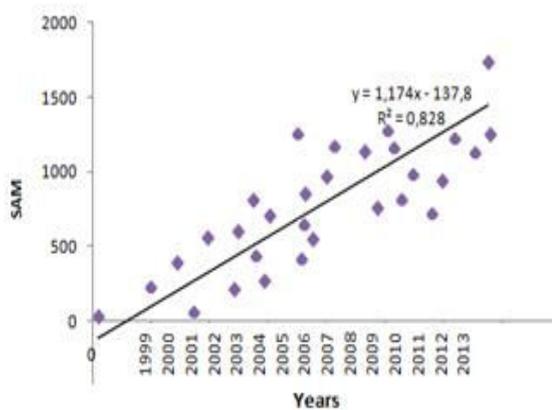
**Figure 5.5** Angle spectrale entre le spectre de référence et la spectre d'image dans un espace à deux dimensions [14]



**Figure 5.6** différentes régions d'intérêt 1.soil, 2.Urbain, 3.NPV = non photosynthétique, 4. PV = photosynthétique végétation (palmerie) ,5. Sable



**Figure 5.7** Caractéristiques de réflectance des cinq régions sélectionnée



**Figure 5.8** Evolution du pixel PV entre 1999-2013 en utilisant la classification SAM

#### 5.4. Comparaison des différentes approches de détection avec les données de terrain

Après une visite sur terrain de la région d'étude, Nous avons constaté qu'il y a un manque flagrant de niveau des eaux souterraines dans les puits causé en majorité par les activités du barrage (voir **Figure.5.9.a**). La plupart des canaux d'irrigation sont asséchés (**Figure.5.9.b**), le centre de l'Oasis est le plus endommagé (voir **Figure.5.9.c** et **Figure.5.9.d**), le nombre de palmiers est réduit d'environ 35% entre 1999 et 2012 selon les statistiques de l'Association de préservation de l'environnement de Brezina (voir *Figure.5.13*)



**Figure5. 9** différentes damages dans l'oasis

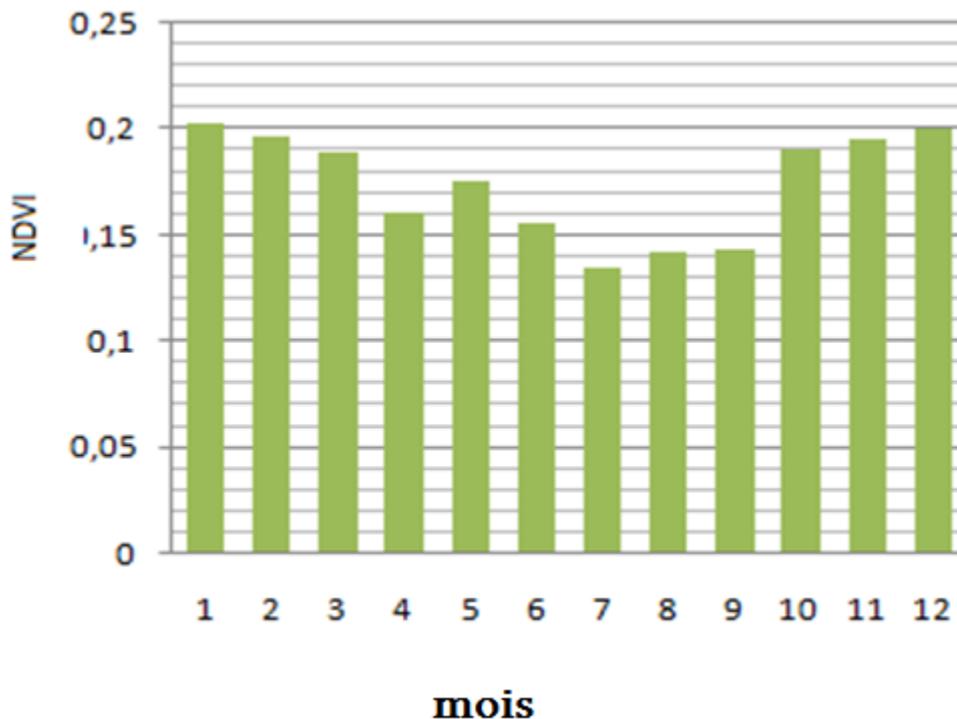
Ce décriasse dans les chiffres des statistiques de palmiers faire une différence avec notre résultat de méthodes de classification précédents.

#### 5.5. Discussion

Cependant les résultats des études statistiques montrent une diminution du nombre de palmiers. Ce ci est due à une erreur dans les méthodes de classification précédents parce qu'un mélange (mixage) d'espèces (**endmembers**) qui provoque la difficulté de la séparation du pixel « palmier » des autres espèces végétaux avec une grande précision, causée par la croissance des activités agricoles dans l'Oasis après la mise en fonctionnement du barrage.

Notre approche permette davantage de créer une nouvelle méthode de classification pour déterminer la variation réelle du nombre de palmiers.

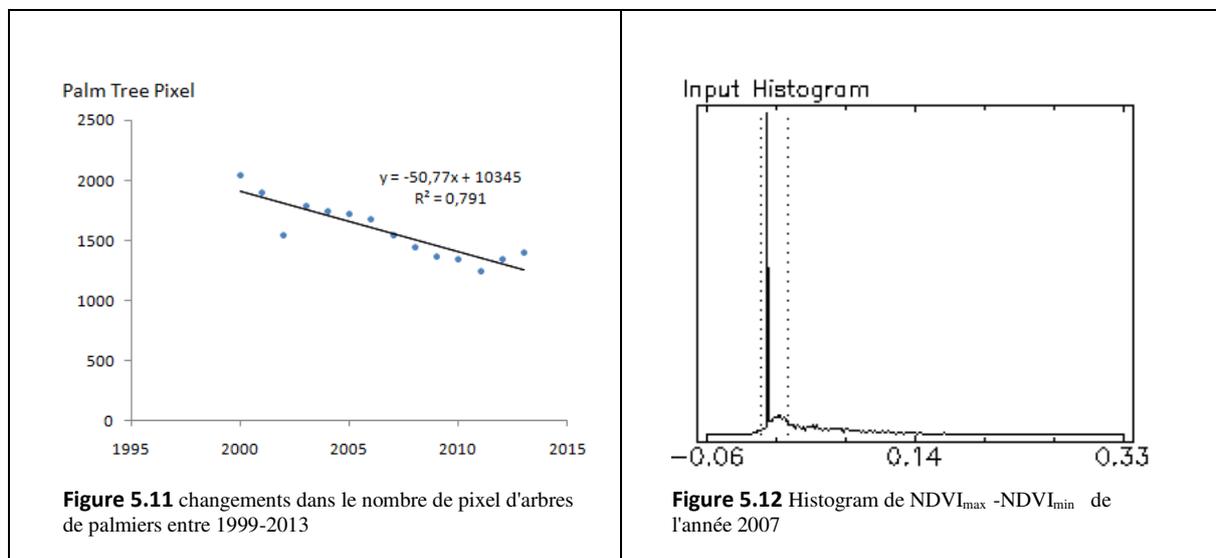
Nous avons exploité la propriété **photosynthétique** permanente de palmiers [16], la variation de l'intervalle annuel de NDVI est proportionnellement faible par rapport à d'autres sols couverts d'herbe dans l'Oasis. Nous avons étudié le changement de NDVI de l'Oasis durant l'année 2007, les résultats sont montrés sur la Figure 5.10.



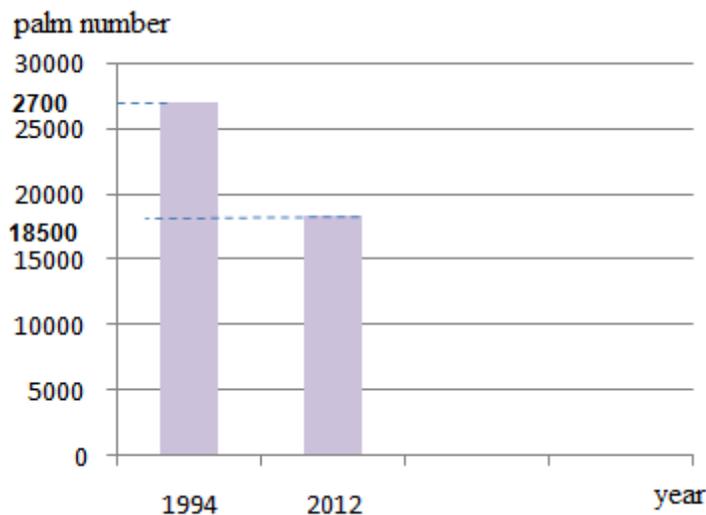
**Figure5. 10** Différents changements de NDVI mensuel moyen dans l'Oasis à 2007

Les résultats obtenus aux mois de Juin, Juillet et Août montrent moins d'activité photosynthétique (valeurs NDVI faibles) contrairement aux mois de Novembre, Décembre et Janvier, dont les palmes ont une activité photosynthétique importante au cours de cette période, le pixel de palme dans l'Oasis peut être déterminée avec une combinaison entre les mois dont le NDVI élevé et ceux dont le NDVI est faible.

Cependant, les petits changements dans le NDVI, typiquement l'intervalle entre -0,06 et 0,03 (Figure.5.11) détermine exactement les pixels correspondant aux palmiers. Les résultats de la classification que nous avons obtenue sont montrés sur le graphique de la Figure 5. 11 et 12.



Ce graphique montre la diminution du nombre de palmier qui est compatible avec les statistiques<sup>1</sup>

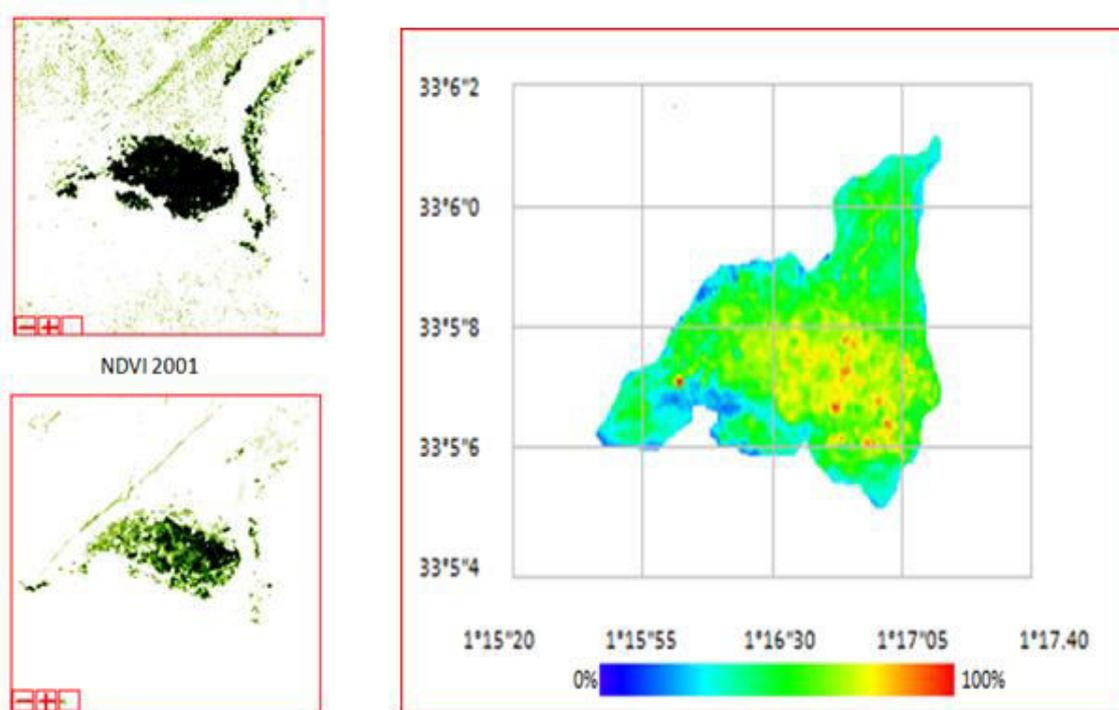


**Figure 5.13** Statistiques de palmiers entre 1994 et 2012

Revenons au traitement des données, nous avons pris la combinaison suivante:

$$NDVI_{2001} - NDVI_{2013}$$

pour le mois de Décembre de 2001 et le mois Novembre de 2013, nous avons abouti au résultat de la **Figure 5.14**. L'image montre que la variation dans le centre de l'Oasis est entre 60% -95%, ce qui signifie que cette région est la plus touchée, et cela dû au sol fertile généralement au centre des Oasis, qui mène aux racines des longueurs d'environ 19 m [12]. Avec la diminution du niveau de l'eau souterraine, ces arbres ne sont pas adaptés au nouveau système d'irrigation (l'eau d'irrigation de surface). Au contraire, les palmes sur les bords de l'Oasis n'ont pas subi une dégradation similaire, car, la nature du sol dans ces régions est rocheuse, les palmes ont développés des courtes racines dont elles peuvent s'adapter au système d'irrigation après le début du fonctionnement du barrage.



**Figure5. 14** changement de NDVI en Brezina entre 2000-2013

Pour confirmer cette cause (longueur des racines inadaptée avec l'eau d'irrigation), nous avons testé d'autres facteurs influents, comme la pollution de l'eau d'irrigation et la salinité du sol.

## 5.6. Pollution de l'eau d'irrigation

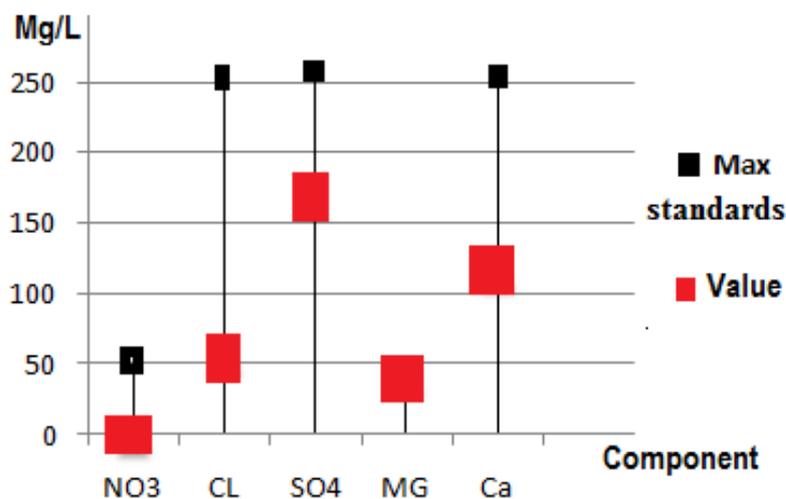
Pour tester l'influence de la pollution de l'eau d'irrigation, nous avons fait une analyse chimique de l'eau d'irrigation.

Le **Tableau.5.3** montre le bilan complet de l'analyse chimique de l'eau.

**Tableau 5.3** Analyse chimique de l'eau

Cations	Mg/L	Anions	Mg/L
Calcium(Ca)	116.23	Chlorures (Cl)	55.8
Magnesium( Mg)	42.52	Sulfates (SO <sub>4</sub> )	171.14
Sodium (Na)	-	Carbonates (CO <sub>3</sub> )	nul
Potassium (K)	-	Bicarbonates (HCO <sub>3</sub> )	352.81
Conductivity at (25°)		1.15	
PH		7.47	
Nitrates (NO <sub>3</sub> ) (Mg/l)		-	
dry residue at 105°C (Mg/l)		774.00	

Le graphique de la **Figure 5.15** montre les normes pour l'eau agricole et la valeur de l'analyse, les résultats montrent que les valeurs des éléments de composition des eaux d'irrigation se situent dans les marges de quantités standard. Ceci élimine la possibilité de pollution de l'eau<sup>1</sup>



**Figure 5.15** Analyse chimique de l'eau comparée avec les valeurs standards (voir OMS 2004)<sup>1</sup>

<sup>1</sup> OMS (Organisation Mondiale de la Santé) : [http://www.who.int/water\\_sanitation\\_health/dwg/gdwq3rev/fr/index.html](http://www.who.int/water_sanitation_health/dwg/gdwq3rev/fr/index.html)

## 5.7. Indice de salinité

Nous avons évalué les changements de salinité dans la région d'étude, par, calcul de l'indice de salinité (SI) proposé par [22] pour distinguer les niveaux de salinité des sols. Nous avons appliqué la combinaison des trois premières bandes visibles correspondantes du capteur ETM+, l'équation 5.3 montre la formule de l'indice SI.

$$SI = \frac{(B2 * B3)}{B1} \quad (5.3)$$

Avec :

B1	Bande 1	0,45-0,52 $\mu\text{m}$
B2	Bande 2	0,53-0,61 $\mu\text{m}$
Et B3	Bande 3	0,63-0,69 $\mu\text{m}$

L'histogramme de la Figure 5.18, montre que l'indice de la salinité de Oasis varie entre l'intervalle 0,08 à 0,09, ce résultat montre que l'influence de la salinité est considérée relativement comme faible [23], ce qui néglige l'influence d'augmentation de la salinité dans la région.

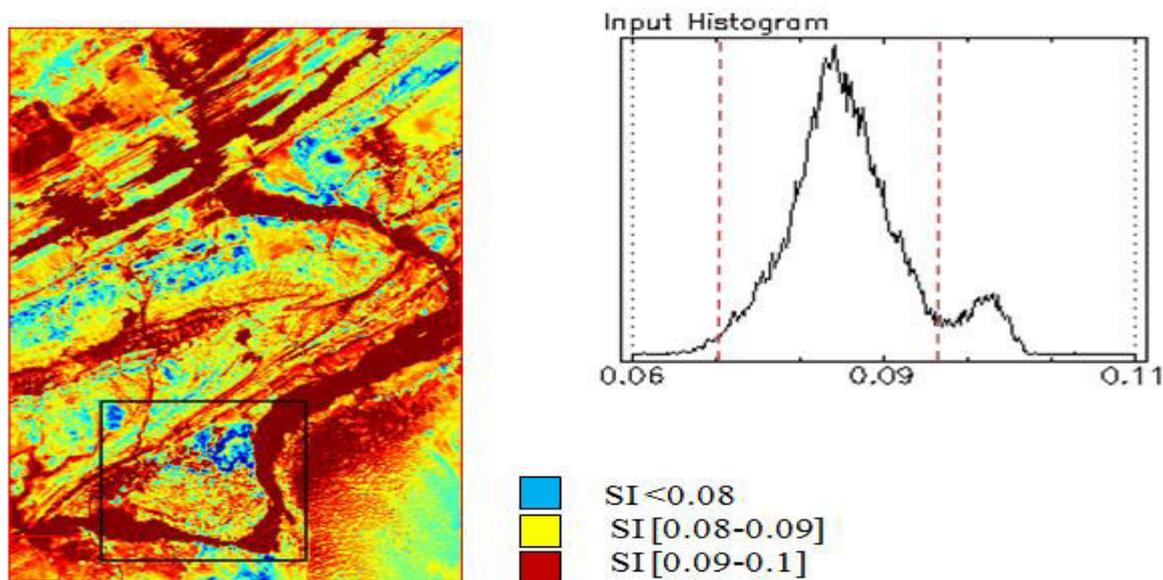
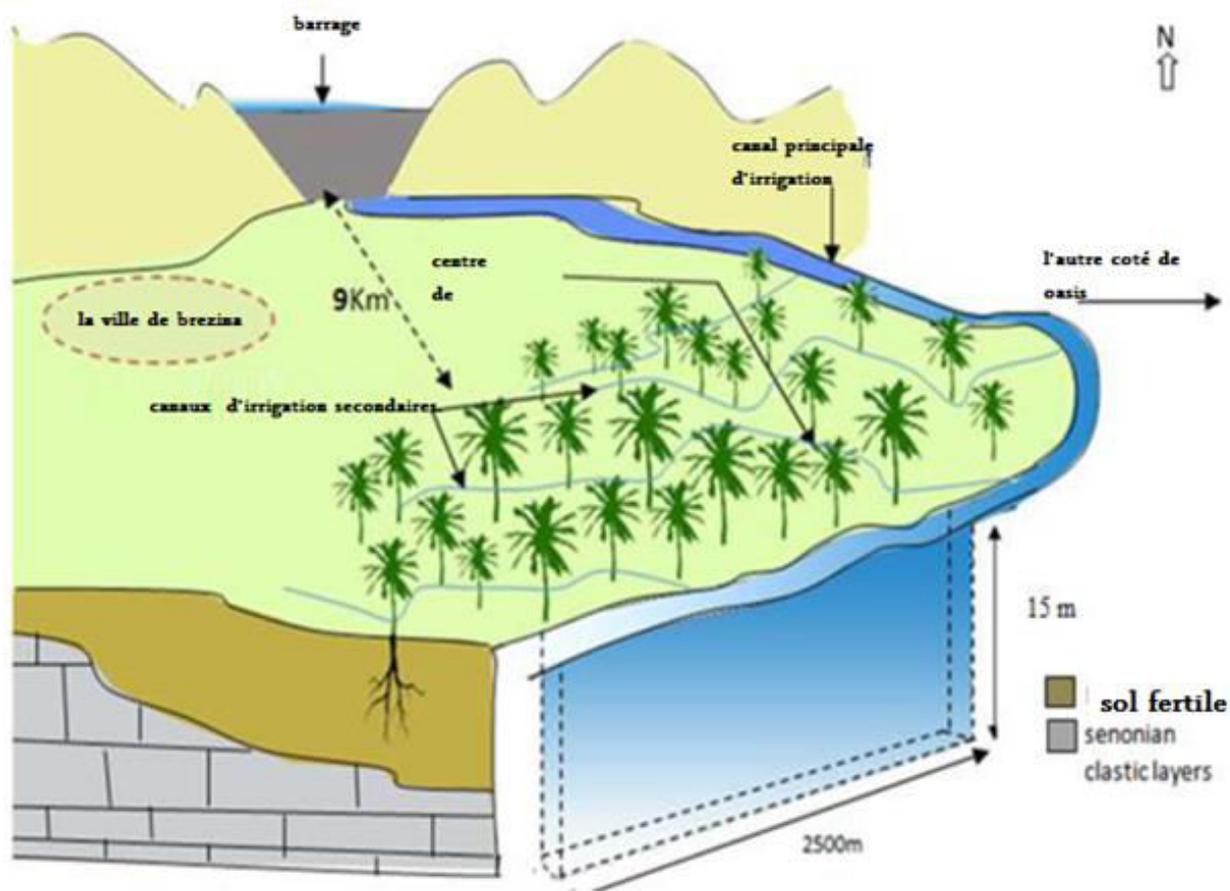


Figure 5.16 variation de l'indice de la salinité dans l'oasis à 2013

### 5.8. Solutions

Les résultats obtenus, montrent que la raison majeure de la dégradation de l'Oasis de Brezina, est la décroissance de niveau des eaux souterraines et l'inadaptation de longueur des racines de la palme centrale avec l'eau d'irrigation. Pour augmenter ce niveau d'eau, nous proposons une solution qui consiste de constituer un canal sous terrain d'irrigation principal provient du barrage et traverse le centre de l'Oasis avec une profondeur de 20 m (voir Figure 5.17).



**Figure 5.17** Nouveau système d'irrigation proposé pour augmenté le niveau des eaux souterraines

## 5.9. Conclusion

Le suivi et la dynamique de la quantification et la variabilité spatiale écologique du monde est cruciale pour la compréhension et l'atténuation et la dégradation de l'environnement et de couverture végétal causés par des forces naturelles et anthropiques.

Notre recherche dans ce chapitre, a révélé comment un projet de développement local peut provoquer une catastrophe écologique, si son exploitation ne soit pas étudié dans le long terme, et un examen des rôles prévus et les besoins en capacité des pouvoirs publics et d'autres parties prenantes pour faciliter et assurer des évaluations scientifiques efficaces et de nos jours des ressources en sols, et l'identification des réactions de gestion adaptées à des problèmes de dégradation pourraient être justifiées.

Comme déjà vu, la palme est l'originalité de ces régions. La préservation et la restauration de la palme prouvent donc une condition pour la promotion et la réussite de tout projet écologique.

## 5.10. Références bibliographiques

- [1].**Alhammadi**, M. S. and Glenn, E. P. 2008. Detecting date palm trees health and vegetation greenness change on the eastern coast of the United Arab Emirates using SAVI. *International Journal of Remote Sensing*. 29 (6): 1745–1765.
- [2].**Al-Idrissi**, M., Sbeita, A., Jebriel, A., Zintani, A., Shreida, A. and Ghawawi, H. 1996 Libya, Country Report to the FAO International Technical Conference on Plant Genetic Resources, Leipzig, 17-23 June 1996, 29pp.
- [3].**Ambast**, S.K., Keshari, A.K. and Gosain, A.K. 2002 .Satellite remote sensing to support management of irrigation systems: concepts and approaches. *Irrigation and Drainage*, 51, pp. 25-39. China. *Journal of Arid Environments*. 55 : 545-553.
- [4].**Colomieu** M Voyage dans le Sahara algérien de Géryville à Ouargla. 1863 (Suivi de) Excursion aux environs de Gondokoro, par M. Guillaume Lejean. Extrait de la revue le Tour du Monde. 162.
- [5].**Corley**, R.H.V. and Tinker, P.B. 2003. The Oil Palm Fourth edition by Blackwell Science Ltd, a Blackwell Publishing Company Editorial Offices: 9600 Garsington Road, Oxford. 36 pp.
- [6].**Despois** (J) le djbel Amour, 1957. Presses universitaires de France Paris, p. 25.
- [7].**Jiahua** Zhang, Fengmei Yao, Lingyun Zheng and Limin Yang 2007. Evaluation of Grassland Dynamics in the Northern- Tibet Plateau of China Using Remote Sensing and Climate Data Sensors. 7 : 3312-3328
- [8].**Lavee**, D., Safriel, U.N. and Meilijson, I. 1991. For how long do trans-Saharan migrants stop over at an Oasis. *Ornis Scandinavica*. 22 : 33-44.
- [9].**Leon** Lehuraux Le Sahara ses Oasis, Alger. 1934. 158 157: 156.

- [10].**Bensalaha**, M. 1991. Analyse tectono-sédimentaire de la série continentale Eocène du Djebel El-Kohol, près de Brézina (revers sud de l'Atlas saharien) Algérie, *ACTA Geologica Hispanica*. 26 119-4 : 151-158
- [11].**Muhammad**, A.A., Mohd. J. M, Ismail, Y. and Karamat, M. 2010. Effects of Polluted Water Irrigation on Environment and Health of People in Jamber, District Kasur, Pakistan *IJBAS-IJENS* 104703-4949.
- [12].**Nooméne Fehri** La palmeraie des Îles Kerkennah (Tunisie), 2011. Un paysage d'Oasis maritime en dégradation: déterminisme naturel ou responsabilité anthropique. *Physio-geo*. volume. 5 : 167-189.
- [13].**Pearson**, R., Grace, J. and May, G. 1994 Real-time airborne agricultural monitoring. *Remote Sensing of Environment*. 49 : 304-310.
- [14].**Rondeaux**, G. 1995. Vegetation monitoring by remote sensing, a review of biophysical indices. *Photointerpretation*. 3 : 197-216.
- [15].**Rouse**, J. W., R. H. Haas, J. A. Schell, and D. W. Deering 1973. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS', Third ERTS Symposium, NASA SP-351 I : 309-317.
- [16].**Pradip Krishen** 2006 *Trees of Delhi: A Field Guide* Penguin Books India. 100-150 pp.
- [17].**Saykaward**, S., Honda, K., Das Gupta, A., Eiumnoh, A. and Chen, X.Y. 2005. Prediction of subsurface water level change from satellite data. *Hydrological Processes*. 19 : 947-954.
- [18].**Tucker**, C.J. 1979. Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation', *Remote Sensing of Environment*. 8(2) : 127-150.
- [19].**Thomas**, D.S.G., Middleton, N.J. 1993. Salinization: new perspectives on a major desertification issue. *J. Arid Environ*. 24, 95e105 Thomas, D.S.G., Middleton, N.J., 1994. *Desertification: Exploding the Myth*. John Wiley & Sons.
- [20].**UNCCD**, 1994. A/AC.241/27 12 September 1994. In: U. N. C. t. C (Ed.), *Elaboration of an International to combat desertification in countries experiencing serious drought and desertification, particularly in Africa* Final Text of the Convention, *Desertification*. 58 pp.
- [21].**White**, K., McLaren, S.J., Black, S. and Parker, A. 2000 Evaporite minerals and organic horizons in sedimentary sequences in the Libyan Fezzan: Implications for palaeo environmental reconstruction. In McLaren, S.J. and Kniveton, D.R. (Eds.)
- [22].**Abbas, A. and S. Khan**. Remote Sensing Based Modelling Application Land and Water Management : Using remote sensing for appraisal of irrigated soil salinity. *MODSIM 2007 International Congress on Modelling and Simulation*. Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand, December 2007.
- [23].**Abdelkader. D**, Philippe. L , Télédétection et salinité Cartographie de la salinité des sols de la plaine algérienne du Bas-Chéouli *Géomatique Expert - N° 76 - Août-Septembre 2010*

Les satellites d'observation de la Terre et les systèmes d'information géographique constituent des outils précieux pour la gestion des risques naturels et anthropiques. Les données satellitaires fournissent des informations permettant de surveiller, de cartographier et de gérer les risques tels que la sensibilité à la désertification. Les cartes produites à partir d'images satellitaires sont utilisées pour planifier et appuyer les aménagements possibles pour la réhabilitation de l'espace.

L'objectif principal de cette thèse a été de proposer de nouvelles approches méthodologiques pour l'analyse et le traitement des images de télédétection spatiale.

Les solutions proposées sont basées sur le développement et l'utilisation de méthodes innovantes de l'approche dite de séparation de sources mixte pour des applications en imagerie de télédétection spatiale. En effet, les contributions de cette thèse découlent de cette dernière approche, pour prendre en compte l'effet du mélange spectral dans les pixels des images de télédétection spatiale, et par conséquent, améliorer l'analyse et le traitement de ces dernières.

Le problème que nous avons proposé d'aborder était de savoir comment traiter les pixels mixtes lors de l'application de systèmes de capteurs multispectraux, pour cartographier les zones potentielles de couverture végétale spécifique. Cette recherche a démontré l'utilisation du mélange spectral en combinaison avec la méthode SAM et le NDVI pour l'analyse des différentes images utilisées dans cette étude. Le mixage spectral donne des estimations d'abondance à un niveau de pixel pour tous les endmembers. Cela signifie que le démixage spectral calcule, à chaque pixel, l'abondance de composantes de pixels qui n'est pas possible pour les algorithmes classiques de classification. De plus, l'image RMSE fournit un moyen de quantifier la précision de la classification de mélange.

Cette recherche a également montré que la sélection des endmembers est importante pour la classification du mélange spectral. Un mauvais choix des endmembers peut faire une grande différence dans les résultats de la classification. La sélection des endmembers implique un processus itératif. Par conséquent, il faut prendre soin d'appliquer les techniques, puisque le mélange est basé sur le nombre d'endmembers sélectionnées.

### **Du point de vue des questions de recherche:**

- ❖ Quelle est l'influence de différentes combinaisons de bandes et de réflectance sur les résultats de classification du mélange spectral? Comme nous l'avons montré dans la section discussion sur le résultat du mélange spectral au chapitre 4, différentes combinaisons de réflectances doivent être essayées pour obtenir les meilleurs résultats de mixage, car certaines réflectances peuvent contenir du bruit et des informations redondantes et l'inclusion de celles-ci peut ne pas contribuer à l'unmixing.
  
- ❖ Comment pouvons-nous évaluer la précision des résultats de démixage spectral? L'abondance des endmembers et les images RMSE dérivées de l'analyse de l'unmixing peuvent être utilisées pour évaluer l'efficacité du modèle de séparation de mélange. (Voir chapitre 4).

### **Du point de vue de l'objectif principal:**

Évaluer l'applicabilité de la technique de démixage spectral pour cartographier et identifier les zones potentielles de palmerie dans le premier cas, de l'alfa et le sparte dans la deuxième cas, dans la zone d'étude; Cette partie aborde également la question de la recherche; Peut-on utiliser des images d'abondance d'endmembers à partir d'une analyse de mélange pour cartographier les zones potentielles de différentes endmembers dans la zone d'étude ?

Des images avec une abondance d'endmembers dérivée d'un mélange spectral de Landsat, et, la signature spectrale, modélisées, ont été utilisées pour identifier des zones potentielles de différentes endmembers dans la zone d'étude.

L'utilisation de données auxiliaires, telles que, les cartes NDVI de la zone s'est révélée utile pour interpréter les résultats. Par conséquent, le mélange spectral appliqué sur les trois capteurs Landsat TM, ETM et ILO était approprié et le potentiel pour obtenir des images de fraction de endmembers adapté qui pourraient être utilisés comme une variable inférée pour cartographier des zones.

Finalement nous avons la chance de vivre dans une période où les outils de télédétection existants, les technologies informatiques et les logiciels associés, les développements GPS et la modélisation écologique fournit le cadre pour la pratique de la conservation mondiale.

---

# ANNEXE I

---

## Introduction:

La série Landsat de satellites fournit le plus long enregistrement continu des observations par satellite. En tant que tel, Landsat est une ressource inestimable pour surveiller le changement planétaire et est une source principale de l'espace moyen observations de résolution de la Terre utilisées dans la prise de décision .

Pour répondre aux exigences d'observation à une échelle révélant à la fois paysage naturel et anthropique changements, Landsat fournit le seul inventaire de la surface terrestre mondiale

au fil du temps sur une base saisonnière Le programme Landsat a commencé au début de 1972 avec le lancement du premier satellite dans la série. Comme les capacités technologiques augmenté, tout comme le volume et la qualité des données d'image capturée par la différents capteurs à bord des satellites. **Le Tableau 1** présente des informations générales sur chaque satellite Landsat.

satellites Landsat peuvent être classés en trois groupes, en fonction de caractéristiques du capteur et de la plate-forme. Le premier groupe est composé de Landsat 1 (L1), Landsat 2 (L2), et Landsat 3 (L3), avec le multispectrale Scanner (MSS) capteur et la caméra Return Beam Vidicon (RBV) comme charges utiles sur une plate-forme "NIMBUS-like". La résolution spatiale de la capteur MSS était d'environ 79m (mais souvent traitée à la taille de pixel de 60 m), avec quatre bandes allant du bleu visible à l'Proche- Infrarouge (NIR) longueurs d'onde. Le capteur MSS L3 comprend une cinquième bande dans la longueur d'onde de l'infrarouge thermique, avec une gamme spectrale 10.04 à 12.06  $\mu\text{m}$  .

Les capteurs L1-L3 MSS utilisé une bande-nommage convention de MSS-4, MSS-5, MSS-6, et MSS-7 pour le bleu, vert, rouge et NIR bandes, respectivement .Ce la désignation est obsolète, et d'être compatible avec le TM et ETM + capteurs, les bandes du SMS sont appelés ici les bandes 1-4, respectivement.

**Tableau .1 Informations générales sur chaque satellite Landsat.**

Satellite	Capteur	Date de lancement	Désaffectation	Altitude km	Inclination degrees	Period min	Repeat cycle days	Passage Temps(a.m.)
Landsat 1	MSS and RBV	Juillet 23, 1972	janvier7, 1978	920	99.20	103.34	18	9:30
Landsat 2	MSS and RBV	Janvier 22, 1975	Février 25, 1982	920	99.20	103.34	18	9:30
Landsat 3	MSS and RBV	Mars 5, 1978	Mars 31, 1983	920	99.20	103.34	18	9:30
Landsat 4	MSS and TM	Juillet 16, 1982	Juin 30, 2001	705	98.20	98.20	16	9:45
Landsat 5	MSS and TM	Mars 1, 1984	Operational	705	98.20	98.20	16	9:45
Landsat 6	ETM	Octobre 5, 1993	Echouï					
Landsat 7	ETM+	Avril 15, 1999	Operational	705	98.20	98.20	16	10:00
EO-1	ALI	Novembre 21, 2000	Operational	705	98.20	98.20	16	10:01

Le deuxième groupe comprend Landsat 4 (L4) et Landsat 5 (L5), qui portent le capteur Thematic Mapper (TM), ainsi que le MSS, sur la Spacecraft Multimission modulaire. Cette deuxième génération de Landsat satellites ont marqué une avancée significative dans la télédétection par la l'acquisition d'addition d'un capteur plus sophistiqué, amélioré et

transmission de données et de traitement de données plus rapide à une très installation de traitement automatisé. Le capteur MSS a été inclus pour fournir continuité avec les missions Landsat antérieures, mais TM données rapidement est devenu la principale source d'information utilisée par ces satellites parce que les données offertes améliorés spatiale, spectrale, radiométrique et la performance géométrique sur des données provenant du capteur MSS. Le capteur TM a une résolution spatiale de 30m pour les six bandes réfléchissantes et 120m pour la bande thermique. Parce qu'il n'y a pas enregistreurs de bord sur ces capteurs, acquisitions sont limitées à la liaison descendante en temps réel seulement.

Le troisième groupe est constitué de Landsat 6 (L6) et Landsat 7 (L7), qui comprennent le mappeur Enhanced Thematic (ETM) et la Thématique Enhanced Mapper Plus (ETM +). Landsat 6 échoué sur lancement. Le L7 ETM + capteur a une résolution spatiale de 30m pour six bandes réfléchissantes, 60 m pour la bande thermique, et comprend un panchromatique (pan) bande avec une résolution de 15 m. L7 a 378 gigabits (Fr) Enregistreur Solid State (SSR) qui peut contenir 42 min (environ 100 scènes) de données de capteurs et 29 h de ménage télémétrie en même temps .

TheAdvancedLand Imager (ALI) onboardtheEarthObserver-1 (EO-1) satellite est une démonstration de la technologie qui sert de prototype pour le LandsatData ContinuityMission (LDCM). L'ALI observe la Terre en 10 bandes spectrales; neuf bandes spectrales ont une résolution spatiale de 30 m et un bande pan a une résolution spatiale de 10 m.

Les archives de données Landsat à l'US Geological Survey (USGS) Terre Resources Observation et de la Science (EROS) Centerholds une incomparable 36- année record de la surface de la Terre et est disponible sans frais pour les utilisateurs.

Les utilisateurs peuvent accéder et rechercher le Landsat archive de données via le EarthExplorer (EE) 3 ou Viewer de visualisation globale (Glovis) 4 sites web. Notez que les scènes Landsat recueillies par endroits au sein du réseau Ground Station International (IGS) peut être disponible seulement de la station particulière qui a recueilli la scène.

## Objective

Equations et paramètres pour convertir étalonnés Digital Numbers (DN) à des unités physiques, telles que le rayonnement au-capteur ou Top-Of-Atmosphere (TOA) réflectance, ont été présentés d'une manière "spécifique au capteur" ailleurs, par exemple, MSS, TM, ETM + et ALI. Ce document, cependant, la classifie constantes nécessaires pour tous les capteurs Landsat dans un endroit défini dans un de manière cohérente et donne un bref aperçu de l'radiométrique procédure d'étalonnage résumant la précision actuelle de l'au-capteur radiances spectrales obtenues après avoir effectué ces conversions radiométriques sur des produits standards de données générés par le traitement du sol .

## Radiométrique calibration procédure

La capacité à détecter et quantifier les changements dans l'environnement de la Terre dépend de capteurs qui peuvent fournir calibrés (précision connue et précision) et cohérentes les mesures des caractéristiques de surface de la Terre À travers le temps. L'interprétation correcte de l'information scientifique à partir d'un , Série mondiale à long terme des produits de télédétection nécessite la capacité faire la distinction entre les artefacts produits et les changements de la Terre

processus surveillés . caractérisation radiométrique et le donne une condition préalable à la création de la science de haute qualité des données et, par conséquent, le niveau supérieur des produits en télédétection.

### Capteurs MSS

Chaque capteur MSS intègre un système calibrateur interne (IC), constitué d'une paire d'ensembles de lampes (pour la redondance) et une rotation roue obturateur. La roue de l'obturateur comprend un miroir et un neutre Filtre de densité qui varie de transmission avec un angle de rotation. le la sortie du système de calibration apparaît sous la forme d'une impulsion lumineuse au niveau du plan focal qui monte rapidement, puis se désintègre lentement. Cette impulsion est appelée la cale de calibration .Le radiométrique calibration des capteurs du SMS est réalisée en deux étapes. Tout d'abord, cru les données de bandes 1-3 sont "décompressés" ou linéarisé et rééchelonnées de 7 bits à l'aide de Tableaus de consultation de constantes . Les Tableaus de consultation en sont dérivés de des mesures avant lancement des amplificateurs de compression. En second lieu, la poster gain de lancement et de décalage pour chaque détecteur de tous les quatre bandes sont calculé individuellement par une régression linéaire des réponses des détecteurs aux échantillons de calibration de coin en orbite avec le pré-lancement radiances pour ces échantillons. Une estimation raisonnable de l'ensemble l'incertitude d'étalonnage de chaque capteur MSS avec capteur une radiances spectral de  $\pm 10\%$ , ce qui était la précision spécifiée pour le capteur.

Dans la plupart des cas, le traitement du sol le système doit appliquer une étape supplémentaire pour uncalibrate les données MSS car un certain nombre de scènes MSS ont été archivés comme radiométrique produits corrigés. Les données du SMS archivés précédemment calibré doivent être transformé à nouveau en DN's brutes en utilisant les coefficients stockés dans la les données avant d'appliquer la procédure calibration radiométrique. Études sont en cours pour évaluer la calibration cohérence MSS et de fournir ajustements post-étalonnage des capteurs MSS afin qu'ils soient compatibles au fil du temps et cohérente entre les capteurs.

### Capteurs TM

Le capteur TM comprend un système de calibrage à bord appelé le CI., Le IC se compose d'un drapeau de l'obturateur noir, trois lampes, une cavité noir, ainsi que les composants optiques nécessaires pour obtenir la lampe, et le rayonnement du corps noir au plan focal. Les lampes sont utilisées pour étalonner les bandes réfléchissantes, et le noir est utilisé pour étalonner le thermique bande. Dans le passé, la procédure de calibrage radiométrique TM a utilisé La réponse du détecteur à l'IC pour déterminer les gains et radiométriques décalages sur une base scène par scène. Avant le lancement, le rayonnement efficace de chaque état de la lampe pour le détecteur de chaque bande réfléchissante a été déterminée de telle sorte que la réponse de chaque détecteur à la lampe intérieure a été comparée sa réponse à une source externe calibrée. l'algorithme de la bande réfléchissante de calibrage pour des données en vol a utilisé une régression de la réponses des détecteurs contre les radiances avant lancement de la lampe huit États. La pente de la régression représente le gain tandis que la intercept a représenté le parti pris. Cet algorithme suppose que l'irradiance des lampes de calibration est restée constante au fil du temps depuis le lancement.

Tout changement dans la réponse a été traitée comme un changement dans la réponse du capteur, et donc a été compensée au cours du traitement. données sur orbite de lampes individuelles ont indiqué que les lampes ne sont pas particulièrement sTableaus.

**Tableau 2** domaine spectral MSS, post-calibrage des bands dynamiques, et la moyenne irradiance solaire exoatmosphérique ( $E_{SUN\lambda}$ ).

MSS sensors ( $Q_{calmin} = 0$ and $Q_{calmax} = 127$ )							
Bande	Spectral range	Centre d'onde	$L_{MIN\lambda}$	$L_{MAX\lambda}$	$G_{rescale}$	$B_{rescale}$	$E_{SUN\lambda}$
Unité	$\mu m$	$\mu m$	$W/(m^2 \cdot sr)$		$(W/m^2 \cdot sr \mu m)/DN$	$W/(m^2 \cdot sr \mu m)$	$W/(m^2 \cdot \mu m)$
L1 (NLAPS)							
MSS							
1	0.499–0.597	0.548	0	248	1.952760	0	1823
2	0.603–0.701	0.652	0	200	1.574800	0	1559
3	0.694–0.800	0.747	0	176	1.385830	0	1276
4	0.810–0.989	0.900	0	153	1.204720	0	880.1
L2 (NLAPS)							
MSS							
1	0.497–0.598	0.548	8	263	2.007870	8	1829
2	0.607–0.710	0.659	6	176	1.338580	6	1539
3	0.697–0.802	0.750	6	152	1.149610	6	1268
4	0.807–0.990	0.899	3.66667	130.333	0.997373	3.66667	886.6
L3 (NLAPS)							
MSS							
1	0.497–0.593	0.545	4	259	2.007870	4	1839
2	0.606–0.705	0.656	3	179	1.385830	3	1555
3	0.693–0.793	0.743	3	149	1.149610	3	1291
4	0.812–0.979	0.896	1	128	1.000000	1	887.9
L4 (NLAPS)							
MSS							
1	0.495–0.605	0.550	4	238	1.842520	4	1827
2	0.603–0.696	0.650	4	164	1.259840	4	1569
3	0.701–0.813	0.757	5	142	1.078740	5	1260
4	0.808–1.023	0.916	4	116	0.881890	4	866.4
L5 (NLAPS)							
MSS							
1	0.497–0.607	0.552	3	268	2.086610	3	1824
2	0.603–0.697	0.650	3	179	1.385830	3	1570
3	0.704–0.814	0.759	5	148	1.125980	5	1249
4	0.809–1.036	0.923	3	123	0.944882	3	853.4

### . La conversion à spectrale radiance au capteur ( $Q_{cal}$ à $L_{\lambda}$ )

Calcul de la radiance spectrale est l'étape fondamentale à convertir les données d'image à partir de plusieurs capteurs et les plates-formes en une échelle radiométrique significative. calibration radiométrique du MSS, TM, ETM +, et des capteurs ALI implique rescaling la nombres numériques brutes (Q) émis par le satellite à étalonnés numéros numériques ( $Q_{cal}$ ) 6, qui ont la même échelle radiométrique pour toutes les scènes traitées sur le terrain pour une période déterminée.

pendant le calibration de la radiométrique, des valeurs de pixel (Q) de brut, des données d'image non traitées (bruite) sont converties en unités de spectrale absolue radiance à l'aide de 32 bits de calculs en virgule flottante. L'absolu valeurs de radiance sont ensuite mises à l'échelle à 7 bits (MSS,  $Q_{calmax} = 127$ ), 8-bit (TM et ETM +,  $Q_{calmax} = 255$ ) et 16 bits (ALI,  $Q_{calmax} = 32767$ ) nombres représentant  $Q_{cal}$  avant la sortie de support de distribution.

Conversion de  $Q_{cal}$  dans le niveau 1 produits vers spectrale à capteur radiance ( $L_{\lambda}$ ) nécessite la connaissance de la limite inférieure et supérieure de la Les facteurs de remise à échelle d'origine. L'équation suivante est utilisée pour effectuer la conversion  $Q_{cal}$ -au- $L_{\lambda}$  pour le niveau 1 produits:

$$L_{\lambda} = \left( \frac{LMAX_{\lambda} - LMIN_{\lambda}}{Q_{calmax} - Q_{calmin}} \right) (Q_{cal} - Q_{calmin}) + LMIN_{\lambda}$$

or

$$L_{\lambda} = G_{rescale} \times Q_{cal} + B_{rescale}$$

where :

$$G_{rescale} = \frac{LMAX_{\lambda} - LMIN_{\lambda}}{Q_{calmax} - Q_{calmin}}$$

$$B_{rescale} = LMIN_{\lambda} - \left( \frac{LMAX_{\lambda} - LMIN_{\lambda}}{Q_{calmax} - Q_{calmin}} \right) Q_{calmin}$$

(1)

avec:

- $L_{\lambda}$ = Spectrale radiance de capteur [ $W/(m^2 sr \mu m)$ ]
- $Q_{cal}$ = Valeur de pixel calibré Quantifiée [DN]
- $Q_{calmin}$ = Minimum valeur de pixel calibré Quantifiée  $LMIN_{\lambda}$  [DN]
- $Q_{calmax}$ = Maximum valeur de pixel calibré quantifiée  $LMAX_{\lambda}$  [DN]
- $L_{MIN_{\lambda}}$  Spectral radiance au capteur qui est mise à l'échelle  $Q_{calmin}$  [ $W/(m^2 sr \mu m)$ ]
- $L_{MAX_{\lambda}}$ = Spectral radiance au capteur qui est mise à l'échelle  $Q_{calmax}$  [ $W/(m^2 sr \mu m)$ ]
- $G_{rescale}$ = le Specifique bande facteur de gain [ $(W/(m^2 sr \mu m))/DN$ ]
- $B_{rescale}$ = le Specifique Band facteur de polarisation [ $W/(m^2 sr \mu m)$ ]

Tableau3

domaine spectral ETM+, post-calibrage des bands dynamiques, et la moyenne irradiance solaire exoatmosphérique ( $E_{SUN\lambda}$ )

L7 ETM+ Sensor (Qcalmin = 1 Qcalmax = 255) and								
Band	Domaine spectral	Center de Bande	LMIN $\lambda$	LMAX $\lambda$	Grescale	Brescale	ESUN $\lambda$	
Units $\mu\text{m}$	$\mu\text{m}$	$\mu\text{m}$		W/(m <sup>2</sup> sr $\mu\text{m}$ )	(W/m <sup>2</sup> sr $\mu\text{m}$ )/DN	W/(m <sup>2</sup> sr $\mu\text{m}$ )	W/(m <sup>2</sup> $\mu\text{m}$ )	
<i>Low gain (LPGS)</i>								
1	0.452–0.514	0.483		–6.2	293.7	1.180709	–7.38	1997
2	0.519–0.601	0.560		–6.4	300.9	1.209843	–7.61	1812
3	0.631–0.692	0.662		–5.0	234.4	0.942520	–5.94	1533
4	0.772–0.898	0.835		–5.1	241.1	0.969291	–6.07	1039
5	1.547–1.748	1.648		–1.0	47.57	0.191220	–1.19	230.8
6	10.31–12.36	11.335		0.0	17.04	0.067087	–0.07	N/A
7	2.065–2.346	2.206		–0.35	16.54	0.066496	–0.42	84.90
PAN	0.515–0.896	0.706		–4.7	243.1	0.975591	–5.68	1362
<i>High Gain (LPGS)</i>								
1	0.452–0.514	0.483		–6.2	191.6	0.778740	–6.98	1997
2	0.519–0.601	0.560		–6.4	196.5	0.798819	–7.20	1812
3	0.631–0.692	0.662		–5.0	152.9	0.621654	–5.62	1533
4	0.772–0.898	0.835		–5.1	157.4	0.639764	–5.74	1039
5	1.547–1.748	1.648		–1.0	31.06	0.126220	–1.13	230.8
6	10.31–12.36	11.335		3.2	12.65	0.037205	3.16	N/A
7	2.065–2.346	2.206		–0.35	10.80	0.043898	–0.39	84.90
PAN	0.515–0.896	0.706		–4.7	158.3	0.641732	–5.34	1362

**Tableau 4** Domaine spectral ALI post-calibrage des bands dynamiques, et la moyenne irradiance solaire exoatmosphérique ( $E_{SUN\lambda}$ ).

EO-1 Tout les capteurs (Qcalmin = 1 et Qcalmax = 32767)							
Bande	Domaine spectral	Centre de Bande	$L_{MIN\lambda}$	$L_{MAX\lambda}$	$G_{rescale}$	$B_{rescale}$	$E_{SUN\lambda}$
Unite	$\mu m$	$\mu m$	$(W/m^2 \text{ sr } \mu m)$		$(W/m^2 \text{ sr } \mu m) / DN$		$W/(m^2 \mu m)$
PAN	0.480–0.690	0.585	– 2.18	784.2	0.024	–2.2	1724
1P	0.433–0.453	0.443	– 3.36	14 71	0.045	–3.4	1857
1	0.450–0.515	0.483	– 4.36	14 05	0.043	–4.4	1996
2	0.525–0.605	0.565	– 1.87	915.5	0.028	–1.9	1807
3	0.633–0.690	0.662	– 1.28	588.5	0.018	–1.3	1536
4	0.775–0.805	0.790	– 0.84	359.6	0.011	–0.85	1145
4P	0.845–0.890	0.868	– 0.641	297.5	0.0091	–0.65	955. 8
5P	1.200–1.300	1.250	– 1.29	270.7	0.0083	–1.3	452. 3
5	1.550–1.750	1.650	– 0.597	91.14	0.0028	–0.6	235. 1
7	2.080–2.350	2.215	– 0.209	29.61	0.00091	–0.21	82.38

### Conversion en TOA réflectance ( $L_\lambda$ à $\rho_P$ )

Une réduction de la variabilité de la scène peut être obtenue par convertir le rayonnement au-capteur spectral à Exoatmospheric TOA facteur de réflexion, appelé aussi dans la bande albédo planétaire. lorsque l'on compare images provenant de différents capteurs, il y a trois avantages à utiliser TOA réflectance au lieu de rayonnement au capteur spectral. En premier, il supprime le Effet de cosinus des angles différents zénithal solaire en raison de la différence de temps entre les acquisitions de données. D'autre part, la réflectance TOA compense différentes valeurs de l'irradiance solaire exoatmosphérique découlant de les différences de bandes spectrales. Troisièmement, la réflectance TOA corrige pour la

variation de la distance Terre-Soleil entre l'acquisition de données différent jours de l'année. Ces variations peuvent être importantes géographiquement et temporellement.

Le facteur de réflexion TOA de la Terre est calculée selon l'équation suivante:

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda} \cdot d^2}{ESUN_{\lambda} \cdot \cos \theta_s} \quad (2)$$

$\rho_{\lambda}$  = TOA reflectance [unitless]

$\pi$  = Mathemaque constante eqale a ~ 3.14159 [unitless]

$L_{\lambda}$  = spectrale radaince de capteur [W/(m<sup>2</sup> sr μm)]

$d$  = la distance entre la terre et soleil [astronomical units]

$E_{SUN_{\lambda}}$  = moyenne exoatmospheric soleil radiance [W/(m<sup>2</sup> μm)]

$\theta_s$  = ange zinithe de soleil [degrees]

### Conversion à la température au-capteur de luminosité ( $L_{\lambda}$ -to-T)

Les données de la bande thermique (bande 6 onTMand ETM +) peuvent être convertis

du rayonnement au-capteur spectral à la luminosité efficace à capteur température. La température à capteur de luminosité suppose que le la surface de la Terre est un corps noir (à savoir, l'émissivité spectrale est 1), et comprend les effets atmosphériques (absorption et d'émission le long du chemin).

La température au niveau du capteur utilise les constantes d'étalonnage avant lancement donnée dans le Tableauau 7. La formule de conversion à partir du spectre de l'au capteur radiance au capteur température de brillance est:

$$T = \frac{K2}{\ln\left(\frac{K1}{L_{\lambda}} + 1\right)} \quad (3)$$

**Tableau.5 Distance Terre-Soleil (d) en unités astronomiques pour le jour de l'année (jour).**

jour	d										
1	0.98331	61	0.99108	121	1.00756	181	1.01665	241	1.00992	301	0.99359
2	0.98330	62	0.99133	122	1.00781	182	1.01667	242	1.00969	302	0.99332
3	0.98330	63	0.99158	123	1.00806	183	1.01668	243	1.00946	303	0.99306
4	0.98330	64	0.99183	124	1.00831	184	1.01670	244	1.00922	304	0.99279
5	0.98330	65	0.99208	125	1.00856	185	1.01670	245	1.00898	305	0.99253
6	0.98332	66	0.99234	126	1.00880	186	1.01670	246	1.00874	306	0.99228
7	0.98333	67	0.99260	127	1.00904	187	1.01670	247	1.00850	307	0.99202
8	0.98335	68	0.99286	128	1.00928	188	1.01669	248	1.00825	308	0.99177
9	0.98338	69	0.99312	129	1.00952	189	1.01668	249	1.00800	309	0.99152
10	0.98341	70	0.99339	130	1.00975	190	1.01666	250	1.00775	310	0.99127
11	0.98345	71	0.99365	131	1.00998	191	1.01664	251	1.00750	311	0.99102
12	0.98349	72	0.99392	132	1.01020	192	1.01661	252	1.00724	312	0.99078
13	0.98354	73	0.99419	133	1.01043	193	1.01658	253	1.00698	313	0.99054
14	0.98359	74	0.99446	134	1.01065	194	1.01655	254	1.00672	314	0.99030
15	0.98365	75	0.99474	135	1.01087	195	1.01650	255	1.00646	315	0.99007
16	0.98371	76	0.99501	136	1.01108	196	1.01646	256	1.00620	316	0.98983

17	0.98378	77	0.99529	137	1.01129	197	1.01641	257	1.00593	317	0.98961
18	0.98385	78	0.99556	138	1.01150	198	1.01635	258	1.00566	318	0.98938
19	0.98393	79	0.99584	139	1.01170	199	1.01629	259	1.00539	319	0.98916
20	0.98401	80	0.99612	140	1.01191	200	1.01623	260	1.00512	320	0.98894
21	0.98410	81	0.99640	141	1.01210	201	1.01616	261	1.00485	321	0.98872
22	0.98419	82	0.99669	142	1.01230	202	1.01609	262	1.00457	322	0.98851
23	0.98428	83	0.99697	143	1.01249	203	1.01601	263	1.00430	323	0.98830
24	0.98439	84	0.99725	144	1.01267	204	1.01592	264	1.00402	324	0.98809
25	0.98449	85	0.99754	145	1.01286	205	1.01584	265	1.00374	325	0.98789
26	0.98460	86	0.99782	146	1.01304	206	1.01575	266	1.00346	326	0.98769
27	0.98472	87	0.99811	147	1.01321	207	1.01565	267	1.00318	327	0.98750
28	0.98484	88	0.99840	148	1.01338	208	1.01555	268	1.00290	328	0.98731
29	0.98496	89	0.99868	149	1.01355	209	1.01544	269	1.00262	329	0.98712
30	0.98509	90	0.99897	150	1.01371	210	1.01533	270	1.00234	330	0.98694
31	0.98523	91	0.99926	151	1.01387	211	1.01522	271	1.00205	331	0.98676
32	0.98536	92	0.99954	152	1.01403	212	1.01510	272	1.00177	332	0.98658
33	0.98551	93	0.99983	153	1.01418	213	1.01497	273	1.00148	333	0.98641
34	0.98565	94	1.00012	154	1.01433	214	1.01485	274	1.00119	334	0.98624
35	0.98580	95	1.00041	155	1.01447	215	1.01471	275	1.00091	335	0.98608
36	0.98596	96	1.00069	156	1.01461	216	1.01458	276	1.00062	336	0.98592
37	0.98612	97	1.00098	157	1.01475	217	1.01444	277	1.00033	337	0.98577
38	0.98628	98	1.00127	158	1.01488	218	1.01429	278	1.00005	338	0.98562
39	0.98645	99	1.00155	159	1.01500	219	1.01414	279	0.99976	339	0.98547
40	0.98662	100	1.00184	160	1.01513	220	1.01399	280	0.99947	340	0.98533
41	0.98680	101	1.00212	161	1.01524	221	1.01383	281	0.99918	341	0.98519
42	0.98698	102	1.00240	162	1.01536	222	1.01367	282	0.99890	342	0.98506
43	0.98717	103	1.00269	163	1.01547	223	1.01351	283	0.99861	343	0.98493
44	0.98735	104	1.00297	164	1.01557	224	1.01334	284	0.99832	344	0.98481
45	0.98755	105	1.00325	165	1.01567	225	1.01317	285	0.99804	345	0.98469
46	0.98774	106	1.00353	166	1.01577	226	1.01299	286	0.99775	346	0.98457
47	0.98794	107	1.00381	167	1.01586	227	1.01281	287	0.99747	347	0.98446
48	0.98814	108	1.00409	168	1.01595	228	1.01263	288	0.99718	348	0.98436
49	0.98835	109	1.00437	169	1.01603	229	1.01244	289	0.99690	349	0.98426
50	0.98856	110	1.00464	170	1.01610	230	1.01225	290	0.99662	350	0.98416
51	0.98877	111	1.00492	171	1.01618	231	1.01205	291	0.99634	351	0.98407
52	0.98899	112	1.00519	172	1.01625	232	1.01186	292	0.99605	352	0.98399
53	0.98921	113	1.00546	173	1.01631	233	1.01165	293	0.99577	353	0.98391
54	0.98944	114	1.00573	174	1.01637	234	1.01145	294	0.99550	354	0.98383
55	0.98966	115	1.00600	175	1.01642	235	1.01124	295	0.99522	355	0.98376
56	0.98989	116	1.00626	176	1.01647	236	1.01103	296	0.99494	356	0.98370
57	0.99012	117	1.00653	177	1.01652	237	1.01081	297	0.99467	357	0.98363
58	0.99036	118	1.00679	178	1.01656	238	1.01060	298	0.99440	358	0.98358
59	0.99060	119	1.00705	179	1.01659	239	1.01037	299	0.99412	359	0.98353
60	0.99084	120	1.00731	180	1.01662	240	1.01015	300	0.99385	360	0.98348
										361	0.98344
										362	0.98340
										363	0.98337
										364	0.98335
										365	0.98333
										366	0.98331

$T=$  Efficace température de brillance au capteur [K]

$K_2=$  Calibration constante 2 [K]

$K_1=$  Calibration constante 1 [ $W/(m^2 \text{ sr } \mu m)$ ]

$L_\lambda=$  spectrale radaince de capteur [ $W/(m^2 \text{ sr } \mu m)$ ]

$\ln=$  l'algorithme neperien

Le ETM + Niveau 1 produit a deux bandes thermiques, l'une acquise en utilisant un réglage à faible gain (souvent appelé Band 6 L; utile gamme de températures de 130-350 K) et l'autre en utilisant un gain élevé paramètre (souvent appelé Band 6H, utiles plage de température de

240-320 K). Le bruit de la variation équivalente de la température (NE $\Delta T$ ) à 280 K pour ETM + gain élevé est de 0,22 et pour un gain faible est de 0,28. Le niveau TM 1 produit a une seule bande

thermique (il n'y a pas de réglage du gain TM capteur), et les images thermiques de la bande ont une température utile gamme de 200-340 K. Le NE $\Delta$ T à 280 K pour L5 TM est de 0,17 à 0,30 .

**Tableau.6 TM et ETM+ thermique bande calibration constants.**

Constant	K1	K2
Units	W/(m <sup>2</sup> sr $\mu$ m)	Kelvin
L4 TM	671.62	1284.30
L5 TM	607.76	1260.56
L7 ETM+	666.09	1282.71

#### 4.7. Conclusion

Ce chapitre fournit des équations et des facteurs de conversion pour rééchelonnement

Landsat étalonné DNs aux unités absolues de radiance spectrale capteur au-,TOA réflectance, et de la température au-capteur de luminosité. Il classifie le constantes nécessaires pour le MSS, TM, ETM +, et des capteurs ALI dans un de manière cohérente avec les mêmes unités et définitions. Ce formulaires papier un guide nécessaire pour les utilisateurs de données Landsat qui ont désormais accès à l'ensemble archive Landsat sans frais. Des études sont en cours pour évaluer le MSS la cohérence de calibrage et de fournir des ajustements post-calibrage de la capteurs MSS de sorte qu'ils sont cohérents dans le temps et cohérente entre

des capteurs. Des mises à jour pour améliorer la TM et ETM + bande thermique sont à l'étude calibrage, ainsi que le calibrage de l'L4 TM.

#### Résumé:

Ce chapitre présente un résumé des équations actuelles et les facteurs de calibration pour convertir Le Numéros numériques (**DN**) en unités absolues de rayonnement au-capteur spectral, **Top-Of-atmosphère (TOA)** la température de réflexion, et au-capteur de luminosité. Il classifie les constantes nécessaires à la déférents multispectrale capteurs (MSS), Thematic Mapper (TM), Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM +) et Advanced Land Imager (ALI) capteurs. Ces conversions fournissent une base de comparaison normalisée des données en une seule scène ou entre les images acquises à des dates différentes ou par différents capteurs. Ce chapitre constitue un guide nécessaire pour les utilisateurs de données Landsat qui ont maintenant accès à l'archive Landsat

---

## ANNEXE II

---

## Résumé

Le modèle des propriétés optiques des feuilles combinées PROSPECT et SAIL canopée modèle de réflectance bidirectionnelle, également dénommé PROSAIL, a été utilisé pendant environ seize ans pour étudier la canopée végétale spectrale et directionnelle réflectance dans le domaine solaire. PROSAIL a également été utilisé pour développer de nouvelles méthodes pour la récupération des

végétation propriétés biophysiques. Il relie la variation spectrale de réflectance du couvert, qui est principalement liée à feuilles contenus biochimiques, avec sa variation directionnelle, qui est principalement liée à l'architecture de la canopée et le sol / végétation contraste. Ce lien est essentiel pour l'estimation simultanée de la canopée biophysique / structurel variables pour des applications dans l'agriculture, la physiologie des plantes, ou de l'écologie, à différentes échelles. PROSAIL est devenu l'un des outils les plus populaires de transfert radiatif en raison de sa facilité d'utilisation, la robustesse générale, et cohérente validation par des expériences de laboratoire / champ / de l'espace au fil des ans. Cependant, PROSPECT et SAIL sont encore en évolution:

ils ont subi ces dernières améliorations, tant au niveau de la plante des feuilles et. Ce document fournit une examen approfondi des développements de PROSAIL dans le contexte de la biophysique de la canopée et le transfert radiatif la modélisation.

## Introduction

Les plantes supérieures ont proliféré une grande variété de structures foliaires internes, mais elles démontrent des convergences écologiques dans des écosystèmes similaires, qui sont largement interprétés comme indiquant des contraintes évolutives sur les propriétés optimisées des feuilles. Les feuilles des plantes sont les principaux organes de photosynthèse, affectant significativement les importants cycles biogéochimiques planétaires. Les mécanismes de la façon dont la chimie des feuilles, la structure et l'orientation interagissent avec l'environnement lumineux, cependant, reste incomplètement compris. Les propriétés optiques de la feuille, ont été étudiées abondamment pendant 150 ans, bien que principalement pour Angiosperms. Il est bien établi que le spectre de réflexion et de transmission des feuilles est fonction à la fois de la concentration de composés absorbant la lumière (chlorophylles, caroténoïdes, eau, cellulose, lignine, amidon, protéines, etc.) et de la dispersion interne de la lumière Pas absorbé ou absorbé moins efficacement. Les relations quantitatives entre les caractéristiques optiques et les propriétés biochimiques des plantes (qui dépendent elles-mêmes de nombreux facteurs environnementaux et d'espèces) ont été établies empiriquement, comme la réponse au vieillissement des feuilles ou aux contraintes environnementales, bien connues pour réduire la teneur en chlorophylle. À la fois la réflectance et la transmittance dans le spectre visible. Plus récemment, des modèles de transfert radiatif des processus biophysiques des feuilles ont été utilisés pour estimer directement la composition biochimique et les caractéristiques structurelles. .

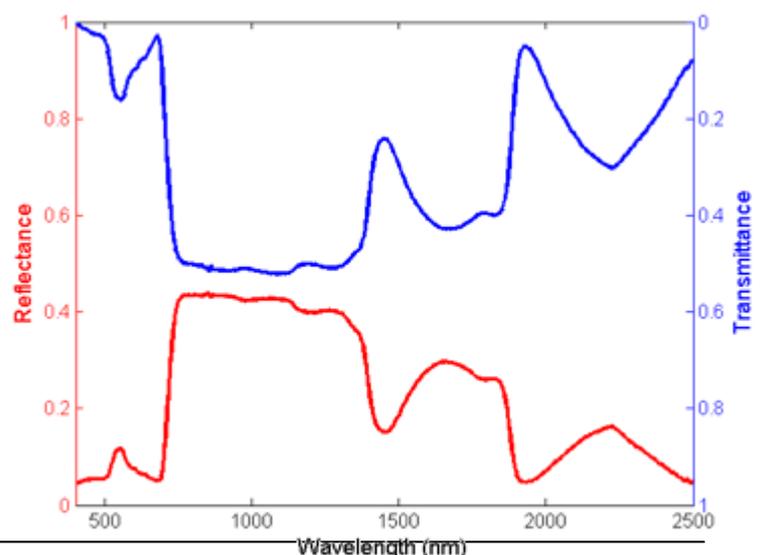
### 1. Observations optiques des feuilles végétales

Lorsqu'une feuille intercepte un faisceau lumineux, elle peut être partiellement réfléchi, transmise ou absorbée. La somme de la réflectance R, de la transmittance T et de l'absorbance A, est égale à une:

$$R + T + A = 1 \dots\dots\dots (1)$$

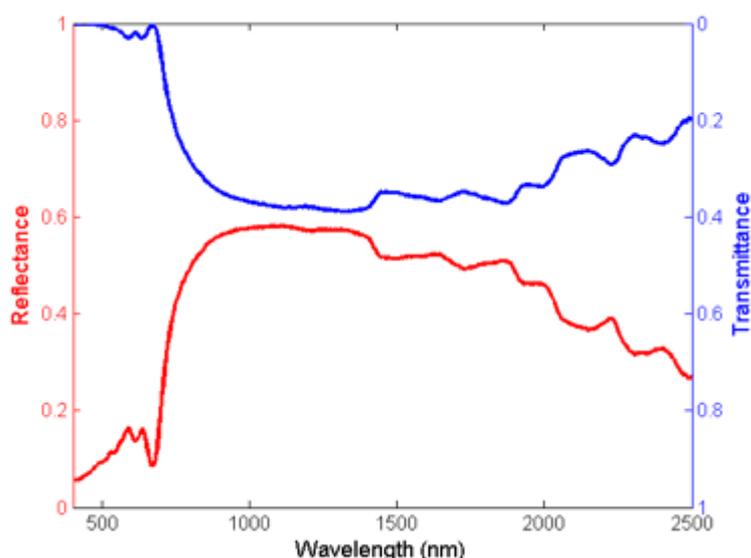
La réflectance peut être divisée en deux termes: une fraction,  $R_s$ , est réfléchi à la surface de la feuille et une fraction,  $R_d$ , est causée par la diffusion multiple dans les tissus foliaires. Les indices s et d représentent la surface (ou pour la spéculaire puisque la plupart des feuilles affichent un tel comportement optique) et diffusent, respectivement. Dans la discussion qui suit, seule la réflectance diffuse et la transmittance sont prises en compte dans les modèles.

Le domaine des observations optiques s'étend de 400 nm dans la région visible du spectre électromagnétique à 2500 nm dans la région infrarouge à ondes courtes (figure 1). La forte absorption de la lumière par les pigments photosynthétiques domine les propriétés des feuilles vertes dans le spectre visible (VIS, 400 nm - 700 nm). La chlorose foliaire provoque une augmentation de la réflectance et de la transmission visibles. Le plateau du proche



infrarouge (NIR, 700 nm - 1100 nm) est une région où les absorptions biochimiques sont limitées aux composés habituellement présents dans les feuilles sèches, principalement la cellulose, la lignine et d'autres hydrates de carbone structurels. Cependant, la réflexion foliaire dans cette région est également affectée par la diffusion multiple de photons à l'intérieur de la feuille, liée à la structure interne, à la fraction des espaces aériens et aux interfaces air-eau qui réfractent la lumière dans les feuilles. La réflectance et la transmittance dans l'infrarouge moyen également appelé infrarouge à ondes courtes (SWIR, 1100 nm - 2500 nm) est également une région d'absorption forte, principalement par l'eau dans les feuilles vertes. Les absorptions primaire et secondaire de l'eau dans la réflectance des feuilles sont les plus grandes dans les bandes spectrales centrées à 1450, 1940 et 2500 nm, avec d'importantes absorptions secondaires à 980 nm et 1240 nm (Carter, 1991).

Figure 1. Spectre de la réflectance (rouge) et transmittance (bleu) d'une nouvelle feuille de peuplier de Caroline (*Populus canadensis*).



Dans les feuilles sèches, la réflectance et la transmission sont influencées par des composés carbonés secs comme la cellulose et la lignine, l'azote, les sucres et d'autres composés végétaux (figure 2). Par exemple, l'azote (liaisons N-H) a une première harmonique à 1510 nm et une série de bandes de combinaison à 1980, 2060 et 2180 nm (Wessman, 1990).

Figure 2. Spectre de la réflectance (rouge) et transmittance (bleu) d'une feuille de peuplier de Caroline (*Populus canadensis*).

## 2. Différentes approches pour les propriétés optiques diffuses des feuilles

Comme l'ont souligné Wang et al. (2005), les propriétés optiques foliaires sont particulièrement difficiles à simuler en raison de leur structure sous-jacente complexe et de leur interaction complexe et subtile avec la lumière. La propagation de la lumière à travers les feuilles de la plante est régie principalement par les interactions d'absorption et de diffusion. Alors que les mesures expérimentales des propriétés optiques des feuilles progresse, des approches déterministes basées sur des représentations diverses des interactions de la lumière avec les feuilles des plantes ont également été développées. Ces modèles se distinguent par la physique sous-jacente et par la complexité de la feuille. Les plus simples considèrent la lame comme une seule couche de diffusion et d'absorption. Dans les plus compliqués, toutes les cellules sont décrites en détail par leur forme, leur taille, leur position et leur contenu biochimique. Au minimum, les modèles physiquement réalistes nécessitent des informations sur l'indice de réfraction et les coefficients d'absorption spécifiques des constituants foliaires (figure 3). Le spectre d'absorption de la chlorophylle s'étend sur toute la région visible de 400 nm à 750 nm, avec un minimum à 550 nm. Le spectre d'absorption de l'eau commence à des longueurs d'onde supérieures à 950 nm, avec trois pics d'absorption principaux tels que cités ci-dessus. Enfin, le spectre d'absorption de la matière sèche des feuilles est minimale ( $\sim <0,1$ , voir figure 1) dans le visible et le proche infrarouge, et plus fort aux longueurs d'onde supérieures à 1200 nm. Aucun de ces composés n'absorbe beaucoup d'énergie dans la région comprise entre 750 nm et 1250 nm, ce qui explique que la réflectance et la transmittance des feuilles sont élevées dans cette région.

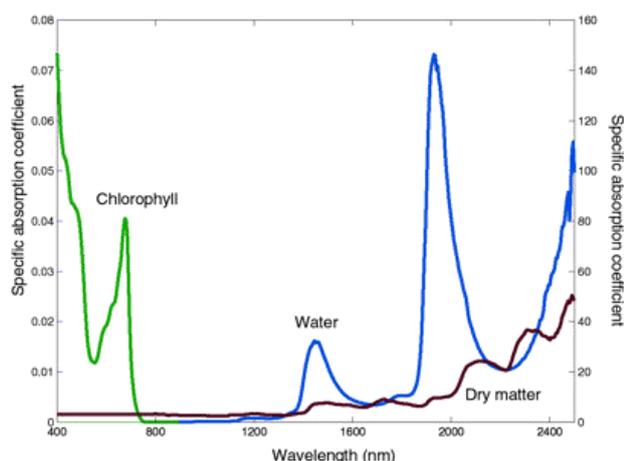


Figure 3. Coefficient d'absorption spécifique de la chlorophylle a + b ( $\text{cm}^2 \mu\text{g}^{-1}$ ) sur l'axe gauche, de l'eau ( $\text{cm}^{-1}$ ) et de la matière sèche

( $\text{Cm}^2 \text{g}^{-1}$ ) sur l'axe de droite (d'après Jacquemoud et al., 2000).

Quelle que soit l'approche, ces modèles ont amélioré notre compréhension des interactions de la lumière avec les feuilles des plantes. Baranoski et Rokne (2004) et Ustin et al. (2004) ont examiné de façon approfondie des modèles de feuilles informatiques qui, de la fin des années soixante à nos jours, ont amélioré notre compréhension de l'interaction de la lumière avec les feuilles des plantes. Ils peuvent être classés en différentes classes, disposées dans l'ordre d'une complexité croissante:

#### A) Modèles de plaques

Le modèle de plaque développé par Allen et al. (1969) considère une feuille de plante compacte comme une plaque semi-transparente avec des surfaces parallèles planes et suppose initialement que la lumière incidente est partiellement isotrope. Cette exigence équivaut à l'hypothèse que les surfaces sont rugueuses. La figure 4 illustre la lumière incidente interagissant avec une feuille de plante compacte: elle est partiellement réfléchi, partiellement transmise et partiellement absorbée

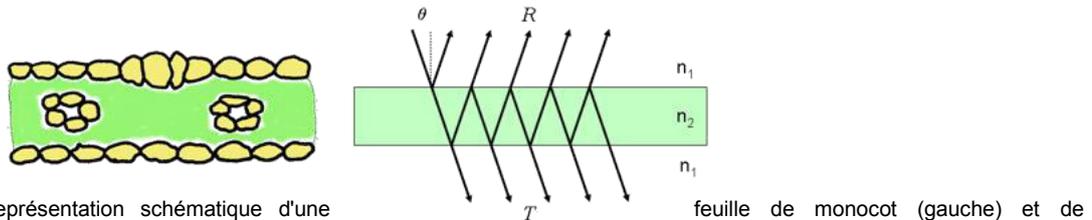


Figure 4. Représentation schématique d'une feuille de monocot (gauche) et de plusieurs réflexions produites par une seule plaque (à droite).

L'expression de la réflectance totale de la plaque,  $R$ , peut être obtenue en additionnant les amplitudes de réflexions et de réfractations successives. Une telle dérivation fut d'abord exécutée en 1833 par Sir George Biddell Airy. Considérons un faisceau incident sur la plaque: il est partiellement réfléchi et partiellement transmis à la première interface. La partie transmise est ensuite réfléchi entre les deux interfaces comme représenté. On obtient:

$$\begin{aligned} R &= r_{12} + t_{12} \tau r_{21} \tau t_{21} + t_{12} \tau r_{21} \tau r_{21} \tau r_{21} \tau t_{21} + t_{12} \tau r_{21} \tau r_{21} \tau r_{21} \tau r_{21} \tau t_{21} + \dots \\ &= r_{12} + t_{12} t_{21} r_{21} \tau^2 (1 + r_{21}^2 \tau^2 + r_{21}^4 \tau^4 + \dots) \\ &= r_{12} + \frac{t_{12} t_{21} r_{21} \tau^2}{1 - r_{21}^2 \tau^2} \end{aligned}$$

Où  $r_{12}$  et  $t_{12}$  sont respectivement la réflectivité moyenne et la transmissivité, du milieu 1 au milieu 2 (même argument pour  $r_{21}$  et  $t_{21}$ ), et la fraction de lumière transmise par le milieu. La transmittance totale de la plaque,  $T$ , est également déterminée en additionnant les composantes des transmissions à l'infini:

$$\begin{aligned} T &= t_{12} \tau t_{21} + t_{12} \tau r_{21} \tau r_{21} \tau t_{21} + t_{12} \tau r_{21} \tau r_{21} \tau r_{21} \tau r_{21} \tau t_{21} + \dots \\ &= t_{12} t_{21} \tau (1 + r_{21}^2 \tau^2 + r_{21}^4 \tau^4 + \dots) \\ &= \frac{t_{12} t_{21} \tau}{1 - r_{21}^2 \tau^2} \end{aligned}$$

$R_{12}$  est calculée à partir des équations de Fresnel pour un angle d'incidence  $\theta$ , et un indice de réfraction du milieu  $n$ .  $T_{12}$  est facilement déduite par la relation  $r_{12} = 1 - t_{12}$ . Rappelons que  $t_{21} = t_{12} / n_2$ , et que  $r_{21} = 1 - t_{21}$  évite des

calculs inutiles.  $\tau$  est lié au coefficient d'absorption de la plaque,  $k$ , par la loi de Beer. En conséquence, la réflectance et la transmittance de la plaque ne dépendent que de son indice de réfraction  $n$ , et de son coefficient d'absorption  $k$ . Ce modèle a réussi à reproduire le spectre de réflectance d'une feuille de maïs compacte (*Zea mays* L.) caractérisée par peu d'interfaces air-paroi cellulaire. Cependant, les feuilles des plantes ne sont pas compactes mais présentent une large gamme de structures

anatomiques qui dépendent de l'espèce. Puisque les feuilles végétales ne peuvent pas être décrites comme une couche compacte unique, le modèle de plaque décrit ci-dessus n'est pas adapté à la simulation des propriétés optiques de la feuille.

Allen et al. (1970) suivie par Breece et Holmes (1971) ont rapidement étendu le modèle de plaque à des feuilles non compactes en introduisant le modèle de plaque généralisée qui consiste simplement à empiler des plaques élémentaires. Ce nouveau modèle explique le développement des espaces intercellulaires dans le mésophylle des feuilles. La feuille est conceptuellement subdivisée en  $N$  plaques compactes uniformes séparées par  $N - 1$  espaces d'air. Un tel système a été résolu pour la réflectance et la transmission il ya beaucoup d'années par le mathématicien irlandais Stokes (1862) qui envisage réellement un ensemble de

$(M + n)$  et la transmittance  $T(m + n)$  de cet ensemble en termes de réflectances et de transmittances des deux sous-ensembles constitués de  $m$  et  $n$  plaques (figure 5). Le flux de rayonnement qui frappe les  $m$  plaques de dessus est partiellement réfléchi et partiellement transmis. La fraction  $T(m)$  tombe sur les  $n$  plaques, la fraction  $T(m)R(n)$  est réfléchie et la fraction  $T(m)T(n)$  est transmise. La fraction  $T(m)R(n)$  tombe de dessous sur les  $m$  plaques, la nouvelle fraction  $T(m)R(n)T(m)$  étant transmise et la fraction  $T(m)R(n)$  Réfléchi, etc.

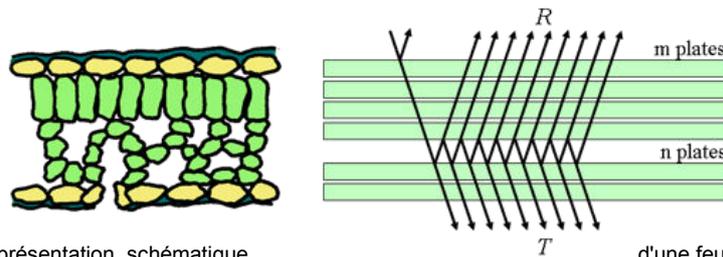


Figure 5. Représentation schématique d'une feuille dicotylédone (à gauche) et des réflexions multiples produites par un ensemble de  $N = m + n$  plaques (à droite).

En additionnant toutes les fractions réfléchies et transmises, nous obtenons deux séries géométriques: (4)

$$\begin{aligned} R(m+n) &= R(m) + T(m)R(n)T(m) + T(m)R(n)R(m)R(n)T(m) + \dots \\ &= R(m) + \frac{T(m)^2 R(n)}{1 - R(m)R(n)} \end{aligned}$$

(5)

$$\begin{aligned} T(m+n) &= T(m)T(n) + T(m)R(n)R(m)T(n) + \dots \\ &= \frac{T(m)T(n)}{1 - R(m)R(n)} \end{aligned}$$

Il existe différentes façons de résoudre ce système de séries récursif (par exemple, Stokes, 1962; Olf, 1988): (6)

$$\frac{R(N)}{b^N - b^{-N}} = \frac{T(N)}{a - a^{-1}} = \frac{1}{ab^N - a^{-1}b^{-N}}$$

où les termes  $a$  et  $b$  dépendent de la réflexion et de transmission d'une couche, et:

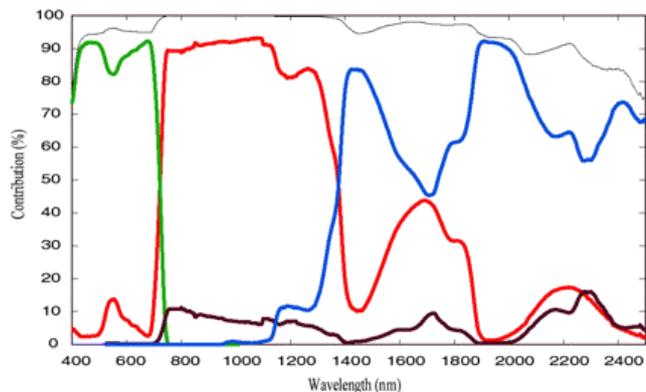
$$\begin{aligned} a &= (1 + R^2(1) - T^2(1) + \Delta) / (2R(1)) \\ b &= (1 - R^2(1) + T^2(1) + \Delta) / (2T(1)) \\ \Delta &= \sqrt{(T^2(1) - R^2(1) - 1) - 4R^2(1)} \end{aligned}$$

Cette approche discrète a donné lieu à une abondante littérature (par exemple, Benford 1923; Gronwall 1926; Benford, 1946; Tuckerman 1947; Olf, 1988; Dahm et Dahm, 1999). Elle peut être étendue à une approche continue où les besoins ne soit pas un nombre entier. Maintenant, largement utilisé dans la communauté de la télédétection, le modèle

PROSPECT (Feuille Propriétés optiques Spectra) a été conçu de cette façon (Jacquemoud et Baret, 1990). Il a été parmi les premiers codes de transfert radiatif pour simuler avec précision la réflectance hémisphérique et de la transmittance de diverses feuilles de plantes (monocotylédones, dicotylédones ou feuilles sénescentes) sur le spectre solaire de 400 nm à 2500 nm. A l'origine du modèle utilisé trois paramètres d'entrée: le paramètre de la structure N (nombre de couches compactes spécifiant le nombre moyen d'interfaces murs air / cellulaires dans le mésophylle), la chlorophylle a + b contenu Cab ( $\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ ), et l'équivalent épaisseur de l'eau Cw ( $\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$  ou cm). Motivé par l'existence de bandes d'absorption spécifiques dans la courte longueur d'onde infrarouge pour les liaisons chimiques dans la cellulose et la lignine (~ carbone) ou des protéines (~ azote), qui sont potentiellement mesurables par télédétection, les scientifiques les introduites dans le modèle (Fourty et al. 1996; Jacquemoud et al 1996; Fourty et Baret 1998). Une limite à la résolution des constituants biochimiques se pose dans l'inversion du modèle quand il a été découvert que la teneur en protéines n'a pas pu être récupéré dans les feuilles fraîches en raison des caractéristiques fortes d'absorption d'eau et dans les feuilles sèches, parce que la cellulose et la lignine ne sont pas toujours identifiés et quantifiés en tant que constituants séparés. En conséquence, le modèle a été simplifié au point qu'il considère maintenant la teneur en matière sèche

Cm ( $\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ ) dans son ensemble au lieu de traiter les feuilles individuelles constituants biochimiques (Baret et Fourty 1997; Jacquemoud et al., 2000). Les quatre paramètres d'entrée du modèle PROSPECTION étaient les suivants: le paramètre de structure de feuillet, la concentration en chlorophylle a + b, l'épaisseur équivalente de l'eau, et la teneur en matière sèche. Ceccato et al. (2001) et Bacour et al. (2002) ont quantifié la contribution de chacun de ces paramètres d'entrée biochimiques aux sorties du modèle PROSPECT, ainsi que leurs interactions (figure 6), ce qui démontre que la plupart des absorptions foliaires sont pris en compte dans le modèle actuel.

Figure 6. Contribution simulée par PROSPECT de la concentration en chlorophylle Cab (vert), la teneur en eau Cw (bleu), la teneur en matière sèche Cm (brun) et le paramètre de la structure N (rouge) à la transmission de la feuille. La courbe noire est la somme des contributions individuelles.



La dernière version du modèle appelé PROSPECT-5 a séparé les pigments foliaires dans le total des chlorophylles et les caroténoïdes totaux (Feret et al., 2008). Enfin, PROSPECT a été validé par l'inversion sur la réflectance et / ou des spectres de transmittance de nombreuses feuilles de diverses espèces de jeux de données indépendants (Newnham et Burt, 2001).

### modèles PROSPECT

PROSPECTION pionnier de la simulation du facteur de réflexion directionnelle hémisphérique et de la transmittance de diverses espèces de plantes monocotylédones et dicotylédones vert, ainsi que les feuilles sénescentes, dans le spectre solaire entre 400 nm et 2500 nm (Jacquemoud & Baret, 1990). Elle est basée sur la représentation de la feuille comme une ou plusieurs plaques d'absorption présentant une surface rugueuse donnant lieu à une diffusion isotrope. Le modèle utilise deux classes de variables d'entrée: la structure de la feuille paramètre N qui est le nombre de couches compactes spécifiant le nombre moyen d'interfaces murs air / cellulaires dans le mésophylle, et le contenu biochimique des feuilles, ce qui a changé depuis la formulation originale de la le modèle (Fourty et al., 1996, Jacquemoud et al., 1996 et Jacquemoud et al., 2000)

. L'absorption de la lumière par les pigments photosynthétiques qui prédomine dans le (VIS) spectre visible a longtemps été supposé être entièrement causé par les chlorophylles, bien que les caroténoïdes (y compris les pigments

xanthophylles) et les anthocyanes peuvent être importants dans l'écologisation ou de feuilles sénescentes. Sa dernière version est PROSPECT-4- Feret et al. (2008) séparées chlorophylles totales de caroténoïdes totaux (PROSPECT-5)

**Tableau 1.** Les variables de PROSAIL.

Model	Symbol	Quantity	Unit
PROSPECT	$N$	Leaf structure parameter	-
	$C_{ab}$	Chlorophyll $a + b$ content	$\mu\text{g cm}^{-2}$
	$C_w$	Equivalent water thickness	cm
	$C_m$	Dry matter content	$\text{g cm}^{-2}$
	$C_{bp}$	Brown pigments content	-
SAIL	LAI	Leaf area index	-
	LIDF*	Leaf inclination distribution function	-
	$s_L$	Hot spot parameter	-
	$\rho_s$	Soil reflectance assumed Lambertian or not	-
	SKYL	Ratio of diffuse to total incident radiation	-
	sza or $\theta_s$	Solar zenith angle	deg
	vza or $\theta_v$	Viewing zenith angle	deg
	raa or $\varphi_{sv}$	Relative azimuth angle	deg

PROSPECT-4 et PROSPECT-5 entrée des fenêtres de ARTMO.

De ARTMO v. 3.20 partir, PROSPECT-4 a été couplé avec le cosinus (CLOSE-gamme imagerie spectrale de feuilles) modèle. Le modèle de COSINUS décrit la variabilité spectrale provoquée par des effets de BRDF variables et orientation des feuilles (Jay et al., 2016).

#### **References:**

- Féret, J.B., François, C., Asner, G.P., Gitelson, A.A., Martin, R.E., Bidet, L.P.R., Ustin, S.L., le Maire, G., & Jacquemoud, S. (2008), PROSPECT-4 and 5: advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments, *Remote Sensing of Environment*, 112, 3030-3043.
- Fourty T., Baret F., Jacquemoud S., Schmuck G., & Verdebout J. (1996), Optical properties of dry leaves with explicite description of their biochemical composition: direct and inverse problems. *Remote Sensing of Environment*, 56, 104-117.
- Jacquemoud, S., Ustin, S.L., Verdebout, J., Schmuck, G., Andreoli, G., & Hosgood, B. (1996), Estimating leaf biochemistry using the PROSPECT leaf optical properties model. *Remote Sensing of Environment*, 56, 194-202.
- Jacquemoud, S., & Baret, F. (1990), PROSPECT: a model of leaf optical properties spectra, *Remote Sensing of Environment*, 34, 75-91.
- Jay, S., Bendoula, R., Hadoux, X., Féret, J. B., & Gorretta, N. (2016). A physically-based model for retrieving foliar biochemistry and leaf orientation using close-range imaging spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 177, 220-236.

---

# ANNEXE III

---

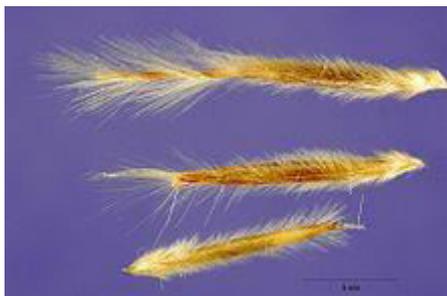
***Stipa tenacissima***, l'alfa, est une espèce de plantes monocotylédones de la famille des *Poaceae*, originaire de l'ouest du bassin méditerranéen. C'est une plante herbacée vivace qui pousse dans des régions arides et qui sert notamment à fabriquer des papiers d'impression de qualité. Par extension, le terme « alfa » désigne aussi le papier fabriqué à partir de cette plante.

## Description

*Stipa tenacissima* est une plante cespiteuse (poussant en touffes) aux tiges dressées de 60 à 150 (voire 200) cm de long. La gaine foliaire présente des oreillettes de 10 à 12 mm de haut. Une ligule en forme de membrane ciliée est présente. Le limbe foliaire, de 30 à 120 cm de long sur 1 à 3 mm de large, est enroulé sur lui-même, pubescent et se termine en pointe dure<sup>2</sup>.

Graines.

L'inflorescence est une panicule contractée de 25 à 35 cm de long, portant des épillets pédicellés. Ces derniers, solitaires, sub-cylindriques, de 25 à 30 mm de long, comprennent un seul fleuron fertile.



Les épillets se désarticulent à maturité sous chaque fleuron. Les glumes, similaires, de forme lancéolée, sont

persistantes et dépassent l'apex des fleurons. La glume inférieure fait 25 à 30 mm de long et la glume inférieure, 22 à 25 mm de long. Les fleurons fertiles sont insérées entre deux glumelles, l'inférieure ou lemme, de 10 mm de long, à l'apex denté bifide, présente cinq nervures et porte une arête (barbe) incurvée de 40 à 60 mm de long. La glumelle supérieure ou paléole est sensiblement égale, linéaire et présente deux nervure et un apex acuminé. Les fleurs présentent deux lodicules membraneux, trois anthères de 10 à 15 mm de long, un ovaire glabre surmonté de deux stigmates<sup>2</sup>.

Le fruit est un caryopse au péricarpe adhérent, de forme oblongue, long de 7 à 8 mm<sup>2</sup>.

## Distribution et habitat

Peuplement d'alfa sur le littoral espagnol à Marina de Cope (Murcie).

Cette espèce est originaire des régions arides de l'Ouest du bassin méditerranéen. Son aire de répartition s'étend en Afrique du Nord, du Maroc à la Libye, et en Europe du Sud (Espagne, Italie), ainsi que dans les îles de Macaronésie.

L'alfa pousse en touffes d'environ un mètre de haut, formant de vastes « nappes » dans les régions d'aridité moyenne. La plante couvre notamment de vastes zones des hauts plateaux algériens.



Figure 3 *Stipa tenacissima*

## Utilisation

Les graines germées d'alfa peuvent être consommées par l'homme.

Les plus jeunes feuilles d'alfa peuvent être pâturées par les chevaux, les dromadaires, mais la plante est trop riche en lignine pour constituer un fourrage pour les autres herbivores.

L'alfa est une plante utilisée pour ses fibres. On en tire une pâte à papier recherchée. Les fibres tirées de ses feuilles peuvent, une fois filées, s'employer pour la fabrication de cordages. Au printemps, la feuille est tressée pour confectionner divers objets de sparterie : paniers, couffins... Il existe aussi une fabrication de tapis traditionnels en Alfa (Algérie) qui méritent d'être valorisés dans le cadre d'une revitalisation des territoires ruraux.

Cette plante présente également un intérêt écologique pour lutter contre l'érosion dans les régions de steppes arides.

Tableau 1 *Stipa tenacissima*, l'alfa Prospect paramètres

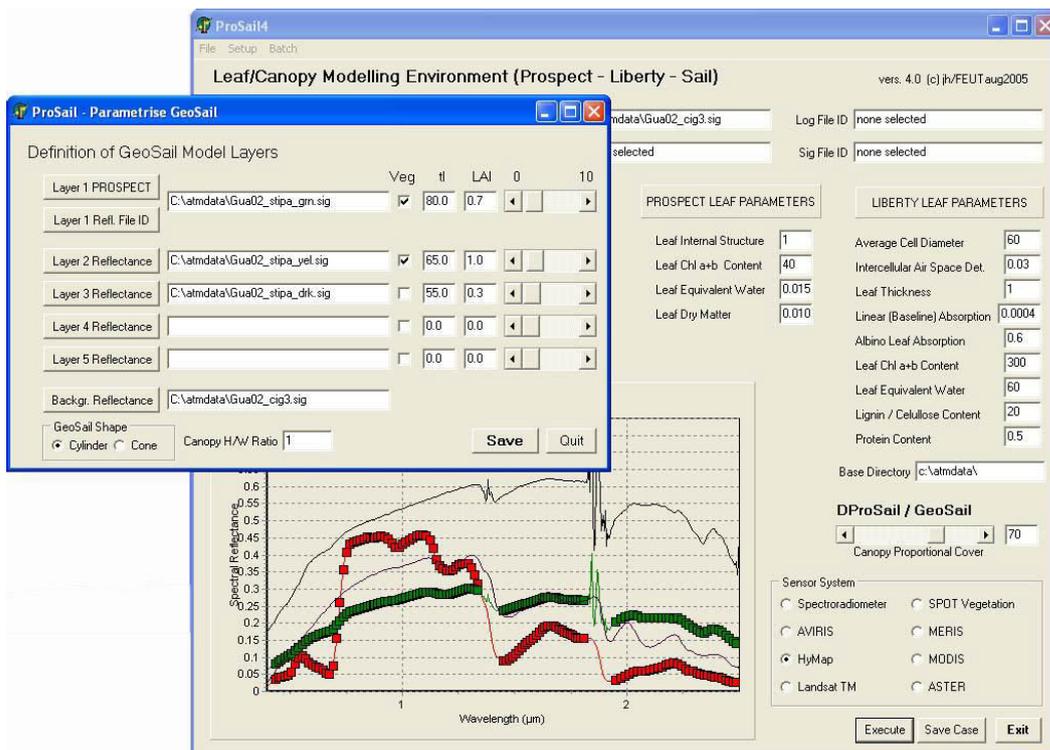
Fixed PROSPECT Parameters		
Symbol	Description	Value
$C_{a+b}$	Leaf chlorophyll content	27.75 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$
$C_w$	Leaf water content	0.014 $\text{g}/\text{cm}^2$
$C_m$	Leaf dry matter content	0.011 $\text{g}/\text{cm}^2$
$N$	Leaf internal structure parameter	1.5

Fixed GeoSail Parameters		
Symbol	Description	Value
$\theta$	Solar zenith angle	23.5 deg
$R$	Height/width ratio of vegetation elements (cylinders)	1.0
$\theta_{11}$	Average leaf angle of green canopy component	75 deg
$\theta_{12}$	Average leaf angle of senescent canopy component	55 deg
$LAI_2$	Leaf area index of senescent canopy component in proportion to green component	100 %

Variable GeoSail parameters				
Symbol	Description	Min	Max	Increment
$LAI_1$	Leaf area index of green canopy component	0.2	3.0	0.2
$C$	Fractional vegetation cover	0.0	1.0	0.05

Figure 4 *Stipa tenacissima* ( l'alfa ) réflectance prosail modalisation



*Lygeum spartum* (le sparte, spart ou faux sparte) est une espèce de plantes monocotylédones de la famille des *Poaceae*, sous-famille des *Pooideae*, endémique du sud du bassin méditerranéen. C'est l'unique espèce du genre *Lygeum* (genre monotypique), lui-même unique genre de la tribu des *Lygeae* (tribu monotypique).

La fibre de ses feuilles entre dans la composition des cordages et de certains papiers de fort grammage (papier alfa).

Balle de sparte

Le sparte vivace développe un touradon de 20 à 80 cm de hauteur, qui croît souvent par grosses touffes. Ses feuilles falciformes, à la pointe résistante, s'enroulent sur elles-mêmes et présentent une largeur de 1,5 mm. La ligule a une longueur de 7 mm.



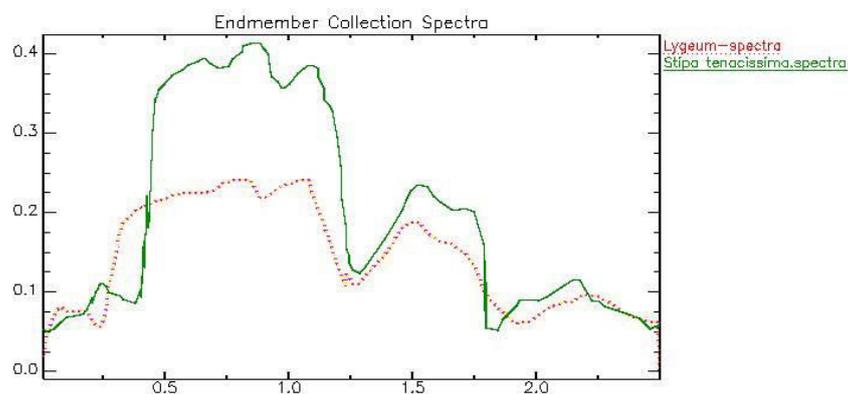
**Fig5. *Lygeum spartum***

La floraison procède de la croissance d'un bractéole blanc, ovoïde, long de 3 à 4 cm (parfois jusqu'à 9 cm). Les balles, longues de 2 cm sont arrondies. À la moitié inférieure, elle se rattachent par un stipe. Les glumes sont long de 3 à 4 cm. Les épillets tombent à maturité.

**Tableau 2.** végétales général et de feuilles caractéristiques de *Lygeum*

	<i>Lygeum</i>		<i>Stipa</i>
Tussock height, cm	73.8 ± 6.5	*	80.4 ± 2.3
Leaf length, cm	53.5 ± 0.2	*	60.0 ± 0.1
Leaf dry mass, g	0.20 ± 0.01	**	0.46 ± 0.01
SLA, cm <sup>2</sup> g <sup>-1</sup>	27.1 ± 1.3	***	15.8 ± 0.3
Total Chl, g m <sup>-2</sup>	2.80 ± 0.59	**	4.06 ± 0.45
Chl a/b ratio	4.0 ± 0.4	ns	3.3 ± 0.1
N, mg g <sup>-1</sup> dry mass	7.8 ± 0.3	***	5.6 ± 0.2
P, mg 100 g <sup>-1</sup> dry mass	3.8 ± 0.5	ns	4.6 ± 1
N pool, g m <sup>-2</sup>	2.22 ± 0.07	***	6.25 ± 0.26
P pool, mg m <sup>-2</sup>	15.5 ± 2.6	*	36.8 ± 3.4

**Fig 6. *Lygeum spartum* et 4 *Stipa tenacissima* reflectance a l'aide de model prosail**



# Ecological changes detection in southern Algeria using remote sensing techniques, for example Oasis of Brezina

L. Taouaf <sup>1</sup>and A. Hassini<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Laboratory L.A.A.R Faculty of Physics, University of science and Technology, B.P 1505, El M'nouar, Oran, Algeria

<sup>2</sup>Institute of Maintenance and Industrial Safety, University of Oran, Algeria

(Received 30 January, 2015; accepted 7 April, 2015)

## ABSTRACT

Oasis in the Sahara Desert are undergoing rapid physical and socio-economic changes. High spatial resolution remote sensing data from the Landsat Thematic Mapper have been used in an attempt to monitor these changes. For studies of these changes we chose the Oasis of Brezina in southwest Algeria as an example of this phenomenon, the variations of Average Difference Vegetation Index (NDVI) every Autumn in the last 20 years record a degradation since 2001 (the beginning of the dam Brezina) where data indicate the retreating number of palm trees from 28 000 to 18 000 between 2001 and 2013. Several hypotheses are tested to find the cause, the pollution of water and increased salinity are tested, but the analysis and treatment were negative, with going back to data processing and area study shows that the main factor is the dam and the piece down the groundwater level, which was fed by the oasis which is due mainly to the geological nature of the area. We proposed a New irrigation system to raise the groundwater level and in order to avoid such mistakes in the future development projects without a comprehensive study taking into account the characteristics of each region

*Key words* : Ecological change, Remote sensing, Oasis degradation, Oasis of Brezina, NDVI, Oasis irrigation

## Introduction

Oasis in the Sahara Desert are undergoing rapid ecological and socio-economic changes (Jia *et al.*, 2004). This changes threaten the agricultural and civilization characteristics of region as most of the Oasis are ancient places (a historic desert cites) have a had a long historical extend to many centuries (Colomieu, 1863; Despois, 1957; Leon Lehuraux, 1934). Most of these Oasis used traditional means of agriculture and irrigation but with time have become ineffective (Zaghloul *et al.*, 2013). The direct and indirect impact of human also associate in this changes (Nooméne, 2011). However much of the

observed decline in Oasis is related to socio-economic change affecting dry lands, such as immigration to cites especially of the younger population (zhang *et al.*, 2003) the major social problem is a inheritance relate a complexities of region so that 100 person's participate in the group of the palm tree do no exceed 20 tree in the long historical Oasis, and with no laws regulating this problems cause a decrease in investment. worries remain not only limited about the potential loss of germ plasm (Al-drissi *et al.*, 1996) and other important ecological function with these remote outposts of vegetation provide, particularly with regard to Birds migrations (lavee *et al.*, 1991). Monitoring these Oasis pre-

\*Corresponding author's email: taouafla@yahoo.fr

sents a series of many difficulties their remoteness within very large diser areas make field-based monitoring unviable. There is also a general paucity of statistical information. In such circumstances, satellite remote sensing has potential to fill this gap (Ambast *et al.*, 2002; Saykawlard *et al.*, 2005). Remote sensing data are readily available, they provide a synoptic overview of very large areas employing a uniform methodology, and the usual limitations affecting satellite observation in more humid areas, such as persistent cloud cover, are much less of a problem in deserts. A range of standard techniques exist to monitor vegetation dynamics (Rondeaux., 1995), and remote sensing systems can provide near real time data for monitoring irrigation projects (Pearson *et al.*, 1994). In this study we examined the potential of relatively heigh special resolution remotely sensed data(Landsat tematic Mapper 30m pixel) for monitoring the Oasis of Brezina at the arid region in the north sahara (White *et al.*, 2000) data image between (1990-3013) were used these data were very useful for examining the flat of Oasis to infer long term change in addition the change of Stalination change of region (Thomas and Middleton, 1993; UNCCD, 1994; Worthington, 1977) are tested and the possibility of pollution of the irrigation water are also tested (Muhammad *et al.*, 2010)

## Materials and Methods

### The study area

Brezina Oasis is located in pre-Saharan region (33°6'N, 1°15'E, 800 m s.l.m.), 85 Km south form the wilaya of El Bayadh - Algeria. The Oasis is developed on the syncline between the last dorsal of Atlas (Diebel Diss) and the Saharan platform of Erg El Aanageur Figure 1a.

### Climate

Brezina is characterized by an arid pre-Saharan climate, with annual mean temperature of 20°C and consistent diurnal temperature variation (on average about 11 °C). Monthly average temperatures range from a minimum of 9 °C in January to a maximum of 35 °C in August. Precipitation, sporadic and with low-intensity, are distributed throughout the year with the highest concentration in the period May - October due to effect of the Azores anticyclones. Extreme events causing flooding could occur at the beginning of winter. The annual rainfall range between 100 to 180 mm. The low humidity (40% as annual average) and the high solar radiation (4.6 kWh/m<sup>2</sup>) determine high evapotranspiration that rises during the spring months causing dust storm events. In the month of April the average wind speed reaches 5.9 m s<sup>-1</sup>.

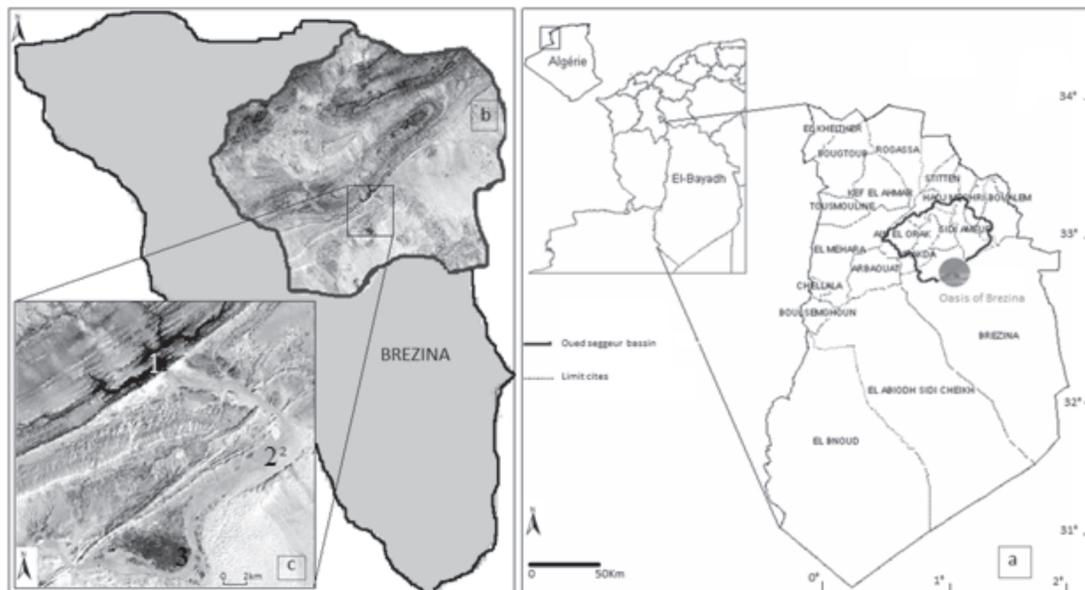


Fig. 1. Study area. The Brezina Oasis is located in pre-Saharan region south form the wilaya of El Bayadh - Algeria.

**Soil**

The soil is sandy with a low content of organic matter without any evidence of vertical differentiation of horizons. As mean value of 0-50 cm depth, the total carbon content is about 0.28% whereas total nitrogen is 0.03%; the C/N ratio is about 11.

**Geology**

The substratum of most of the site consists of senonian classic strata and Mesozoic. These layers are composed of sandstones and siltstones. The Downstream segment of dam Brezina, composed with a layer of gypsum. South of these senonian clastic layers following a consistent with a band of calcareous layers cinomanien and Turonian. These layers, very steep, the bar of Djebel Diss, where the dam is cashed. On the downstream side of the dam were deposited discordant classic layer of the Eocene (Bensalah., 1991).

**Surface water and groundwater**

Brezina is bounded by the alluvial basin of the river Seggueur Figure 1b, which collects the waters of a drainage basin of approximately 3680 km<sup>2</sup>. The river Seggueur has, for centuries, driven groundwater which serves the development of the palm cultivation in Brezina Figure 1C<sup>2</sup>, and guaranteed the survival of downstream areas thereof, until the depression Daiet El Bagra. The dam of Larouia Khang Figure 1c<sup>1</sup>, at the confluence of tributaries of the river Seggueur has greatly changed the hydrogeological balance of the oasis of Brezina Figure 1C<sup>3</sup> and of the region downstream.

**Land soils** of the region Brezina break down into three areas - agricultural land (0.08% of the area), consisting essentially of the palm Brezina (various orchards) and the application area of El Daiet Bagra

and Daiet El Anz (mainly cereals and fodder - the pre-Saharan route (Hamada) - the dune area (erg) in the extreme south.

**Data and methodology**

To find the causes of declining numbers of palms have many hypotheses.

1. Including a pollution of irrigation water
2. Increasing salinity
3. The impact of the dam on the Oasis.

**Pollution of irrigation water**

To test the first hypothesis we have chemical analysis of irrigation water.

The following table shows Complete chemical analysis of water

The following graph shows Figure 2

Standards for agricultural water and value of analysis, the results show that values of elements compositions irrigation water fall within the changes standard quantities.

This eliminates the possibility of water pollution

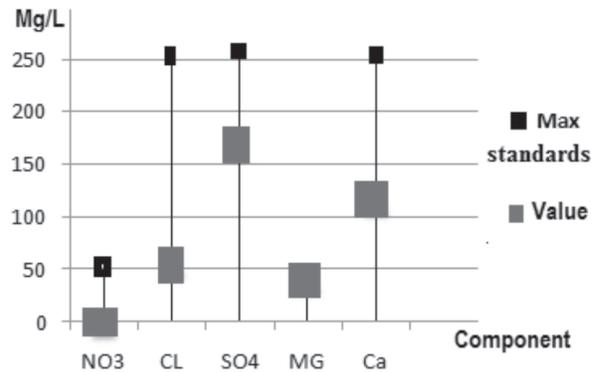


Fig. 2. Standards for agricultural water and value of analysis

Table 1. Complete chemical analysis of water

Cations	Mg/L	Anions	Mg/L
Calcium (Ca)	116.23	Chlorures (Cl)	55.8
Magnesium (Mg)	42.52	Sulfates (SO <sub>4</sub> )	171.14
Sodium (Na)	-	Carbonates (CO <sub>3</sub> )	nul
Potassium (K)	-	Bicarbonates (HCO <sub>3</sub> )	352.81
Conductivity at (25°)			1.15
PH			7.47
Nitrates (NO <sub>3</sub> ) (Mg/L)			-
dry residue at 105°C (Mg/L)			774.00

**Satellite data processing and statistical analysis**  
**Salinity index**

To make sure of the second hypothesis, we studied factor salinity changes we propose to apply the salinity index (SI) proposed by (Abbas *et al.*, 1990) to discriminate levels of salinity. It is defined by the combination of the banes of the first three corresponding visible bands of sensor (ETM+) at 2013 is expressed as follows

$$SI = \frac{B_2 * B_3}{B_1} \quad \text{where}$$

- $B_1$ : band 1 of sensor ETM +
- $B_2$ : band 2 of sensor ETM +
- $B_3$ : band 3 of sensor ETM + the Histogram from the image SI, presented below.

we note that the index of salinity of the Oasis exchange between the interval [0.08-0.09] this result considered relatively weak salinity. This is also eliminates the hypothesis of increased salinity

**Detecting changes in land cover**

Analysis of satellite images using the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) (Rouse *et al.*, 1973; Tucker, 1979) has been demonstrated as a globally applicable measure for discriminating between vegetated and non-vegetated land covers. In arid environments, where rainfed vegetation is sparse, irrigated areas show a much higher level of vegetation cover, and therefore a higher NDVI signal. This method can be used for differentiating between irrigated and non-irrigated areas (White, 2000). Recognized limitations include failure to differentiate between barren land, temporarily fallow, or immature crops that produce sparse vegetation cover (Huete and Jackson, 1991). Also, where vegetation is af-

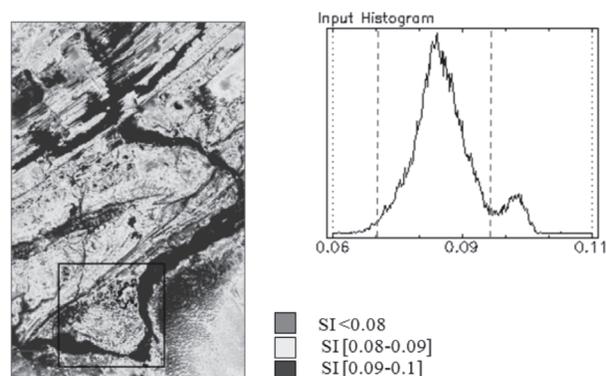


Fig. 3. Classification salinity index (SI) data, Oasis of Brézina 2013

ected by Stalinization, a reduction of NDVI is observed (Alhammedi and Glenn, 2008).

Landsat Thematic Mapper (TM) images of the selected study areas at 30 m resolution were identified in the online database of the US Geological Service (USGS), covering the period 1984-2003, in the Southern Algerian. Also, Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) data at 30 m resolution were identified, covering the period 1999-present for regions (although from 2003-present a fault in the scan line corrector obscures some of the pixels

The formula used to compute NDVI is:  $NDVI = \frac{Red - NIR}{Red + NIR}$  (Rouse *et al.*, 1973)

$$NDVI = \frac{Red - NIR}{Red + NIR}$$

where

*NIR* (TM Channel 3: (760 - 900 nm)) and *Red* (ETM + Channel 4: (630 - 690nm))

*NIR* (ETM+ Channel 3: (760 - 900 nm)) and *Red* (ETM + Channel 4: (630 - 690nm))

*NIR* (OLI Channel 5: (850 - 880 nm)) and *Red* (OLI Channel 4: (640 -670 nm))

Figure 4 show the changes in the average NDVI that minimum activity will be in the months 1 and 2, 12, 11 and this means a lack of other plants factor, because the palm is one of the evergreen plants (Pradip Krishen, 2006) is not much affected by changes seasons of the piece we take these months as échantillon (Jiahua *et al.*, 2007), for the study of each year to approach real change to the number of palm trees and reduce the impact activity of others plants

We note the decline of the average NDVI in Oasis with the start work of the dam Figure 5, After the preview of the area shows that:

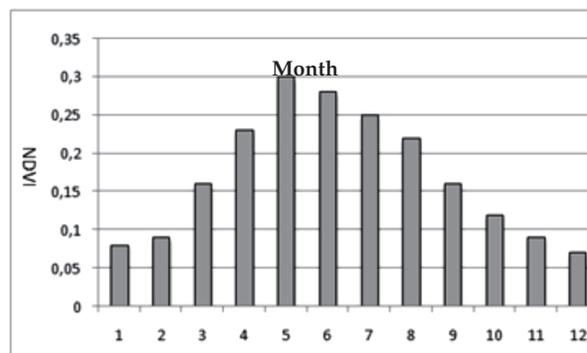


Fig. 4. Monthly average NDVI in the Oasis of Brézina from 2002

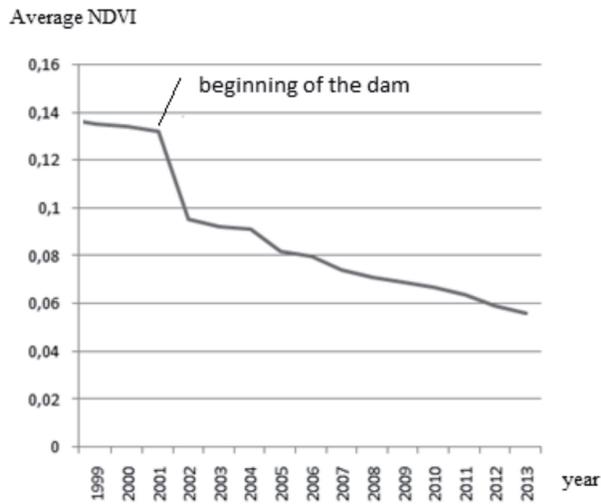


Fig. 5. Average NDVI in the Oasis of Brézina between 1990-2013

1. lack of groundwater level due to the dam has caused the majority of the wells Figure 6.a,
  2. and disable most of the irrigation channels crashes Figure 6.b
  3. The center of the oasis is the worst affected Figure 6.c and Figure 6.d
- $NDVI_{2001} - NDVI_{2013}$   
 for the month 12 of 2001 and month 11 of 2013 we acquired the following result (Fig. 7).

**Results and Discussions**

Image shows that the percentage change in the center of the oasis between 60%-95% and this means it is the most affected region, and this is due to The fertile soil generally in the center of the oasis, which leads to the lengths roots in the region approximately 19 m (Corley and Tinker, 2003) and with de-

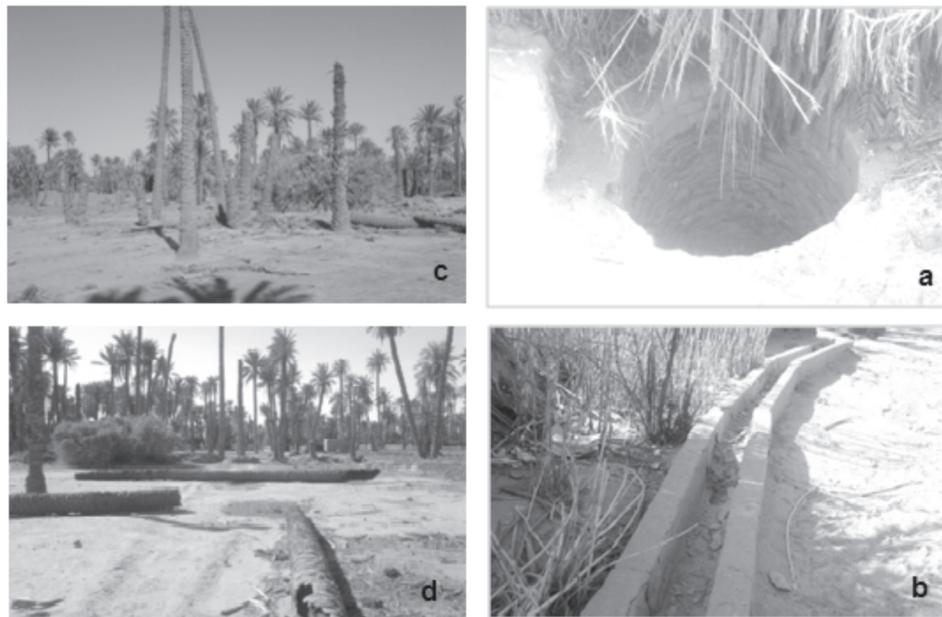


Fig. 6. Different changes in the Oasis with reference to the data processing we take a the combination :

Table 2. Select USGS landsat scenes of study area.

region	sensor	TM	ETM+	OLI
Brezina	Landsat	5	7	8
	Resolution (m)	30	30	30
	Dates	2006-12-18	2000-01-08	2013-11-03
	WRS_PATH = 196	2007-01-03	2002-12-04	
	WRS_ROW = 37	2009-11-24	2002-12-15	
		2010-01-11	2001-12 28,	
		2011-10-13		

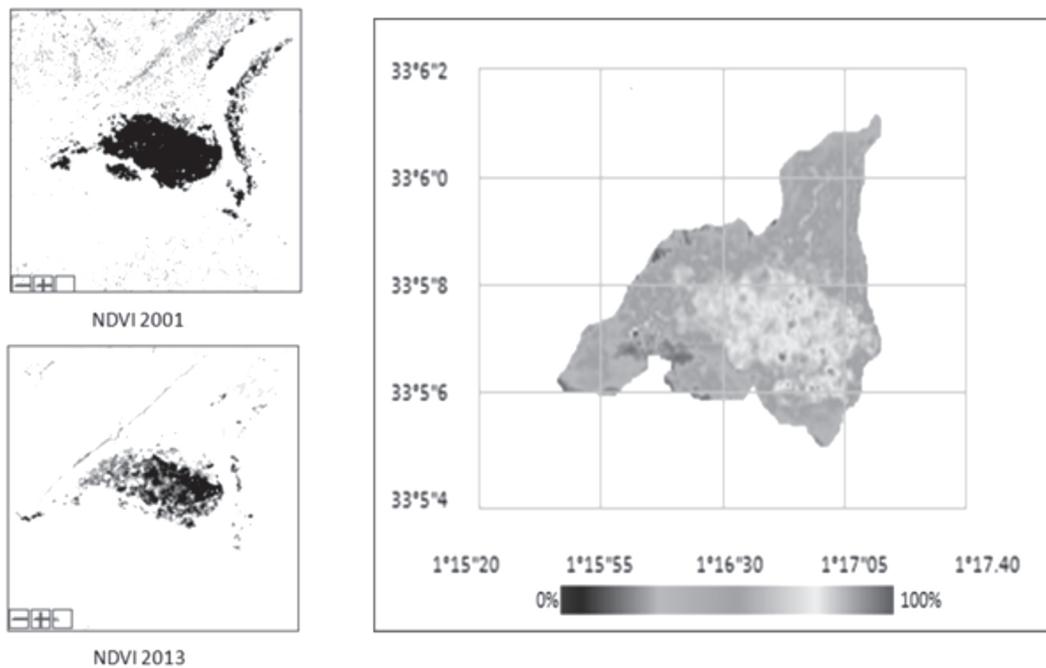


Fig. 7. NDVI change in the Oasis of Brézina Between 2000-2013

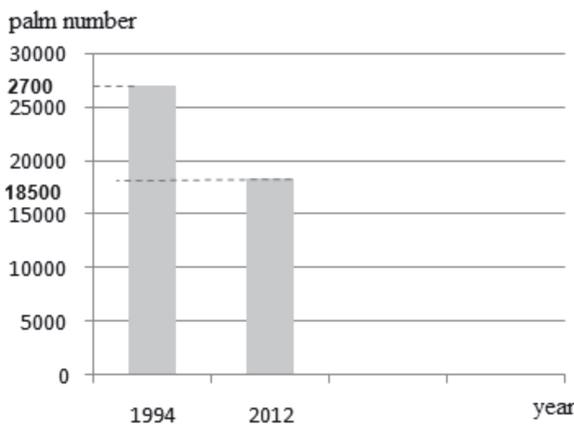


Fig. 8. Statistics number between palm in 1994 and 2012

creasing groundwater level these trees have not adapted to the new system of irrigation (irrigation water surface) on the opposite sides Oasis have not experienced similar damage to the piece and to the nature of the rocky soil on the edge of Oasis making a shorts roots and can adapt to the irrigation system after the beginning of the operation of the dam.

These results converge\* the number of palms in the government office Statistics Fig. 8.

From the above study that the reason of Oasis deterioration is decreasing groundwater level. Among the solutions suggested irrigation channel comes from the dam and traverse the center of the

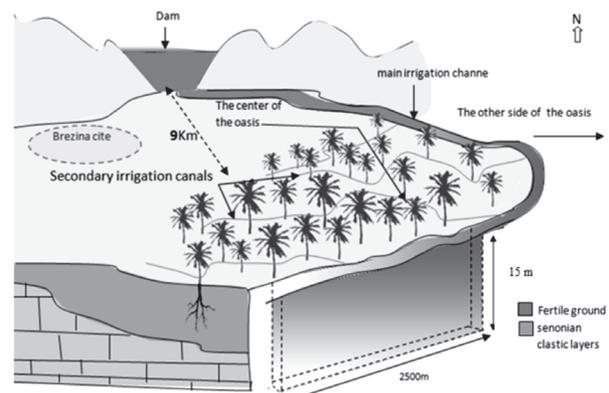


Fig. 9. New irrigation system proposed for raising the level of Groundwater

oasis with depth of 20 m contribute to the feeding roots and raise the level of Groundwater Fig. 9.

\*Statistics of Association environmental preservation of Brézina City.

### Conclusion

Monitoring and quantifying dynamics and spatial variability of the ecological of the world is crucial for understanding and mitigating the Oasis degradation caused by natural and anthropogenic forces. The study reported here has revealed the long-term

temporal and spatial our study revealed how a developmental project cause the ecological catastrophes if not subject at stricter and generally study and exploring of a long-term, and a review of the anticipated roles and capacity needs of public authorities and other stakeholders in enabling and ensuring effective public scientific assessments of land and water resources, and identifying appropriate management responses to degradation problems might be warranted. As already seen, the palm is the originality of these region. The preservation and restoration of the palm therefore prove a condition for promotion and success of any ecological project.

### Acknowledgment

We offer special thanks to the authorities of Brezina city and administration of the dam and also the Association of Environment Protection to help in the preparation of this work , We also thank Tarchi djilali and other field assistants for their dedication in collecting the field data

### References

- Alhammadi, M. S. and Glenn, E. P. 2008. Detecting date palm trees health and vegetation greenness change on the eastern coast of the United Arab Emirates using SAVI. *International Journal of Remote Sensing*. 29 (6): 1745-1765.
- Al-Idrissi, M., Sbeita, A., Jebriel, A., Zintani, A., Shreida, A. and Ghawawi, H. 1996 Libya, *Country Report to the FAO International Technical Conference on Plant Genetic Resources*, Leipzig, 17-23 June 1996, 29pp.
- Ambast, S.K., Keshari, A.K. and Gosain, A.K. 2002. Satellite remote sensing to support management of irrigation systems: concepts and approaches. *Irrigation and Drainage*, 51, pp. 25-39. *China. Journal of Arid Environments*. 55 : 545-553.
- Colomieu M Voyage dans le Sahara algérien de Géryville à Ouargla. 1863 (Suivi de) Excursion aux environs de Gondokoro, par M. Guillaume Lejean. Extrait de la revue le Tour du Monde. 162.
- Corley, R.H.V. and Tinker, P.B. 2003. The Oil Palm Fourth edition by Blackwell Science Ltd, a Blackwell Publishing Company Editorial Offices: 9600 Garsington Road, Oxford. 36 pp.
- Despois (J) le djbel Amour, 1957. Presses universitaires de France paris, p. 25.
- Huete, A.R. and Jackson, R.D. Interpreting vegetation indices. *Prev. Vet. Med.* 11 : 185-200.
- Jiahua Zhang, Fengmei Yao, Lingyun Zheng and Limin Yang 2007. Evaluation of Grassland Dynamics in the Northern-Tibet Plateau of China Using Remote Sensing and Climate Data *Sensors*. 7 : 3312-3328
- Lavee, D., Safriel, U.N. and Meilijson, I. 1991. For how long do trans-Saharan migrants stop over at an oasis. *Ornis Scandinavica*. 22 : 33-44.
- Leon Lehuraux Le Sahara ses oasis, Alger. 1934. 158 157: 156.
- Bensalaha, M. 1991. Analyse tectono-sédimentaire de la serie continentale Eocene du Djebel El-Kohol, pres de Brézina (revers sud de 19Atlas saharien) Algerie, *ACTA Geologica Hispanica*. 26 119-4 : 151-158
- Muhammad, A.A., Mohd. J. M, Ismail, Y. and Karamat, M. 2010. Effects of Polluted Water Irrigation on Environment and Health of People in Jamber, District Kasur, Pakistan *IJBAS-IJENS* 104703-4949.
- Nooméne Fehri La palmeraie des Îles Kerkennah (Tunisie), 2011. Un paysage d'oasis maritime en dégradation: déterminisme naturel ou responsabilité anthropique. *Physio-geo.volume*. 5 : 167-189.
- Pearson, R., Grace, J. and May, G. 1994 Real-time airborne agricultural monitoring. *Remote Sensing of Environment*. 49 : 304-310.
- Rondeaux, G. 1995. Vegetation monitoring by remote sensing, a review of biophysical indices. *Photointerpretation*. 3 : 197-216.
- Rouse, J. W., R. H. Haas, J. A. Schell, and D. W. Deering 1973. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS', Third ERTS Symposium, NASA SP-351 I : 309-317.
- Pradip Krishen 2006 Trees of Delhi: A Field Guide Penguin Books India. 100-150 pp.
- Saykawlad, S., Honda, K., Das Gupta, A., Eiumnoh, A. and Chen, X.Y. 2005. Prediction of subsurface water level change from satellite data. *Hydrological Processes*. 19 : 947-954.
- Tucker, C.J. 1979. Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation', *Remote Sensing of Environment*. 8(2) : 127-150.
- Thomas, D.S.G., Middleton, N.J. 1993. Salinization: new perspectives on a major desertification issue. *J. Arid Environ.* 24, 95e105 Thomas, D.S.G., Middleton, N.J., 1994. Desertification: Exploding the Myth. John Wiley & Sons.
- UNCCD, 1994. A/AC.241/27 12 September 1994. In: U. N. C. t. C (Ed.), Elaboration of an International to combat desertification in countries experiencing serious drought and desertification, particularly in africa Final Text of the Convention, Desertification. 58 pp.
- White, K., McLaren, S.J., Black, S. and Parker, A. 2000 Evaporite minerals and organic horizons in sedimentary sequencesc in the Libyan Fezzan: Implications for palaeo environmental reconstruction. In *McLaren, S.J. and Kniveton, D.R. (Eds.)*
- Worthington, E.B. 1977. Arid land irrigation in developing countries: environmental problems and effects. In: Based on the International Symposium, 16 the

- 21<sup>st</sup> February, 1976, Alexandria, Egypt. Pergamon Press, Oxford. 463 pp.
- Zaghloul. E.A, Hassan. S.M., Bahy El-Dein. A.M., Elbeih. S.F. 2013. Detection of ancient irrigation canals of Deir El-Hagar playa, Dakhla Oasis, Egypt, using Egyptsat-1 data. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*. 16 (2) : 153–161.
- Zhang, H., Wu, J.W., Zheng, Q.H. and Yu, Y.J. 2003. A preliminary study of oasis evolution in the Tarim basin. Xinjiang. *Journal of Arid Environments*. 55 : 545-553.

