



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

المدرسة الوطنية العليا للعلوم الفلاحية, الحراش - الجزائر

École Nationale Supérieure Agronomique (E.N.S.A), El-Harrach, Alger.

THESE

Présentée

Par **MOUISSA Habib**

En vue de l'obtention du diplôme de

Doctorat en Sciences

Agronomiques

Thème

Evolution des peuplements de Pin d'Alep, cartographie et estimation du volume de bois par télédétection. Cas de la forêt domaniale de Sénalba Chergui, Wilaya de Djelfa.

Devant le jury composé de :

M. ABDELKRIM H.	Professeur	ENSA El Harrach	Président
M. BELLATRECHE M.	Professeur	ENSA El Harrach	Directeur de thèse
M. FOURNIER R.	Professeur	Université de Sherbrooke, Canada	Co-Directeur de thèse
M. BOUBAKER Z.	MCA	ENSA El Harrach	Examineur
M. MEDDOUR R.	MCA	Université de Tizi Ouzou	Examineur
M. NEDJAH A.	Dir. Recherche (INRF Alger)		Examineur

Année universitaire 2013 / 2014

DEDICACES

A

MES PARENTS ET MES FRÈRES

A

MA FEMME ET MES ENFANTS : AYA , MOHAMMED ET RACHID.

REMERCIEMENTS

Au terme de ce travail, je tiens à exprimer ma respectueuse gratitude et mes vifs remerciements d'abord au professeur BELLATRECHE Mohammed, mon directeur de thèse qui a été attentif à tout moment à de nombreuses questions particulières. Qu'il soit assuré de mon admiration et mon intime reconnaissance à sa rigueur scientifique doublée d'une rare sagesse humaine.

Merci infiniment au prof. FOURNIER Richard, professeur au Département de Géomatique Appliquée de l'université de Sherbrooke (Québec, Canada) et membre permanent du Centre d'applications et de recherches en télédétection (CARTEL), l'un des plus importants centres de recherche universitaire au Canada dans le domaine de la télédétection, qui m'a aimablement accueilli dans son laboratoire, et qui n'a jamais cessé de m'aider, de m'orienter et de me fournir les éléments nécessaires à la réalisation de ce travail.

C'est avec beaucoup de reconnaissance que j'adresse mes sincères remerciements à Monsieur ABDELKRIM Hacene, professeur à l'ENSA d'El Harrach, d'avoir accepté de présider le jury de thèse.

Mes vifs remerciements vont aussi à Monsieur MEDDOUR Rachid., maître de conférences (A) à la faculté des sciences biologiques et des sciences agronomiques de l'université de Mouloud Mammeri, Tizi Ouzou, d'avoir eu la gentillesse d'accepter de faire partie de ce jury.

Je remercie également les autres membres de jury de thèse pour avoir accepté d'en faire partie et pour y avoir consacré l'attention et le temps nécessaire pour l'amélioration du document. Nous remercions Monsieur BOUBAKER Zoubir, maître de conférences (A) à l'ENSA d'El Harrach, et Monsieur NEDJAH Abdellah, Directeur Général de l'Institut National de la Recherche Forestière (INRF) de nous avoir fait l'honneur de participer au jury. Nous tenons également à remercier M. OLDACHE E.H., maître de conférences (B) à l'ENSA d'El Harrach, pour l'intérêt et l'aide précieuse donner à ce travail. Je remercie infiniment ceux qui nous ont aidés lors de travaux sur le terrain, en particulier Amine, Makhoulf et Sid Ahmed et ceux de la conservation des forêts Djelfa : Lalem, Saadane, Benkhchiba, Abou, Cherif, Laid, Ali et Brahim. Nous sommes reconnaissants à M. Boussaid F., Conservateur des forêts de la wilaya de Djelfa, pour les moyens de transport qu'il a mis à notre disposition pour mener les travaux de terrain. Je remercie également l'Agence spatiale Algérienne pour la fourniture de l'image Alsat-1. Nous sommes également reconnaissants envers Safia A., Sylla D., Cliche P., Laperle M. et le personnel du CARTEL de l'Université de Sherbrooke pour leur soutien technique et moral. En outre, nous tenons également à remercier Madame Catherine Brown, Rédactrice scientifique, pour la révision du manuscrit de l'article en anglais.

SOMMAIRE

	Page
Dédicaces	I
Remerciements	II
Sommaire	III
Liste des tableaux	VI
Listes des figures	VIII
Liste des abréviations	X
INTRODUCTION GENERALE	1
- OBJECTIFS DE L'ÉTUDE	3
- ORIGINALITÉ DU TRAVAIL	4
Chapitre I : PRINCIPE ET TRAITEMENTS DES DONNEES DE TELEDETECTION	5
Introduction	6
1. PROPRIETES PHYSIQUES DES MATERIAUX ET L'INTERACTION ENERGIE-MATIERE	6
1.1. Emission	7
• Émissivité	7
• La température	7
1.2. Absorption	8
1.3. Réflexion	8
1.4. Transmission	9
2. DOMAINE DU SPECTRE ELECTROMAGNETIQUE	10
3. TECHNIQUES DE TELEDETECTION	11
3.1. Télédétection passive	11
3.2. Télédétection active	11
4. TRAITEMENTS ET PRÉTRAITEMENTS EN TÉLÉDÉTECTION SPATIALE	12
4.1. Prétraitements	12
4.1.1. Correction géométrique	12
4.1.2. Correction radiométrique et normalisation	13
5. TRAITEMENTS PROPREMENT DIT	13
5.1. Composition colorée	13
5.2. Classification par les méthodes traditionnelles	14
5.2.1. Classification non dirigée	14
5.2.2. Classification dirigée	14
5.3. Classification par les méthodes avancées	15
5.3.1. Classification Orientée objet (Hiérarchique)	16
5.3.1.1. Les modes de classification	17
5.3.1.2. Arbre hiérarchique	19
6. TRANSFORMATION EN TÉLÉDÉTECTION	19
6.1. Transformation en indice de végétations	20
6.2. Transformation en composantes principales (TCP)	22
6.3. Transformation " <i>Tasseled Cap</i> "	23
Conclusion	25

Chapitre II : DETECTION DES CHANGEMENTS ET ESTIMATION DES ATTRIBUTS FORESTIERS PAR TELEDETECTION	26
Introduction	27
1. TELEDETECTION DES CHANGEMENTS	27
1.1. Changements au niveau du couvert forestier	27
1.2. Détection des changements par télédétection	28
1.2.1. Différentes méthodes de détection des changements	29
1.3. Règles nécessaires pour la réussite d'un projet de détection changement	32
1.4. Évaluation de la précision	35
2. ESTIMATION DES ATTRIBUTS FORESTIERS PAR TELEDETECTION	35
2.1. Photographie aérienne	36
2.2. Télédétection spatiale	38
3. L'ESTIMATION DU VOLUME DE BOIS PAR TÉLÉDÉTECTION	41
4. PRÉCISION DE LA TÉLÉDÉTECTION DANS LES INVENTAIRES FORESTIERS	43
Conclusion	46
Chapitre III : MATERIELS ET METHODES	47
1. PRÉSENTATION DE LA ZONE D'ÉTUDE	48
2. MATÉRIELS ET MÉTHODES	54
2.1. DÉTECTION DES CHANGEMENTS	54
2.1.1. Données satellitaires et leur prétraitement	54
2.1.2. Données de terrain	56
2.1.3. Méthodes	56
2.1.3.1. Choix de la méthode de détection des changements	56
2.1.3.2. Application et validation de la méthode de différenciation	57
2.1.3.3. Bilan des changements de l'écosystème forestier en appui à la gestion	59
2.2. CARTOGRAPHIE DU VOLUME DE BOIS	60
2.2.1. Choix du capteur spatial	60
2.2.2. Choix de la méthode de modélisation	63
2.2.3. Choix des variables candidates pour la cartographie du volume de bois	64
2.2.4. Données	66
2.2.4.1. Données en format vectoriel	66
2.2.4.2. Données de télédétection	67
2.2.4.3. Placettes d'inventaire forestier	68
2.2.5. Méthodologie pour la cartographie du volume de bois	70
2.2.6. Production de régressions linéaires (RO vs RMA)	73
2.2.7. Évaluation de l'erreur des régressions	75
2.2.8. Cartographie du volume de bois du Pin d'Alep dans la zone d'étude en utilisant l'image Landsat 2009.	76
2.2.9. Application de la méthode à d'autres images satellitaires	77
Chapitre IV : RESULTATS ET DISCUSSIONS	78
1. RESULTATS DE LA DÉTECTION DES CHANGEMENTS	79
1.1. Soustraction des images	79
1.2. Sélection des bandes, ratios ou indices pertinents	79
1.3. Validation et analyse des changements	82

1.1.Changements de l'écosystème forestier	86
1.2. Discussion	88
1.2.1. Méthode de cartographie du changement par télédétection	88
1.2.2. Apports de l'analyse du changement pour la gestion forestière	90
2. RESULTATS DE L'ESTIMATION DU VOLUME DE BOIS	92
2.1. Choix du modèle statistique pour l'image Landsat 2009	92
2.1.1. Régression linéaire ordinaire (RO)	92
2.1.2. Régression RMA	96
2.2. Évaluation de l'erreur	96
2.3. Cartographie du volume de bois	97
2.4. Application de la méthode à d'autres images satellitaires	101
2.4.1. Image Landsat 2006	101
2.4.2. L'image Alsat-1	101
2.5. Évaluation des erreurs et choix final du modèle	103
2.6. Application de la méthodologie sur l'image GeoEye.	106
2.7. Discussion	108
CONCLUSION GENERALE	115
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	119
ANNEXES	135
Annexe 1 : Synthèse chronologique des indices de végétation qui existent dans la littérature, depuis 1972 à 1994.	136
Annexe 2 : présentation de la zone d'étude.	139
Annexe 3 : Résultats de l'étude statistique des images utilisées.	153
Annexe 4 : Exemple de normalisation radiométrique par l'utilisation de l'histogramme « Matching ».	155
Annexe 5 : Programme de la régression RMA développé sous le logiciel R.	156
Annexe 6 : Planche de photos.	160
Résumés	

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau I	28
Types de changement au niveau de la forêt et leur taux de changement temporel, spatial sur une base journalière.	
Tableau II	33
Tableau récapitulatif des règles nécessaires pour la réussite d'un projet de détection changement par télédétection.	
Tableau III	51
Répartition de la superficie de la zone d'étude par classes d'altitude.	
Tableau IV	52
Répartition de la superficie de la zone d'étude par classes de pentes.	
Tableau V	53
Répartition de la superficie de la zone d'étude par classes d'expositions.	
Tableau VI	55
Caractéristiques des images satellitaires utilisées.	
Tableau VII	61
Caractéristiques des Capteurs TM et TM+ du satellite Landsat.	
Tableau VIII	62
Caractéristiques du satellite Algérien Alsat-1.	
Tableau IX	62
Caractéristiques du satellite GeoEye.	
Tableau X	66
Coordonnées des bornes utilisées pour le calage du plan parcellaire.	
Tableau XI	68
Caractéristiques des images satellites utilisées pour l'estimation du volume de bois.	
Tableau XII	75
Combinaison des variables indépendantes pour l'estimation du volume de bois.	
Tableau XIII	79
Récapitulatif statistique des bandes résultante des soustractions.	
Tableau XIV	81
Classement des variables utilisées en fonction de la précession globale et des trois seuils testés (1δ , 2δ et 3δ).	
Tableau XV	84
Matrice d'erreurs des classifications des changements trouvés par l'utilisation du seuil de changement (0,9 δ).	
Tableau XVI	84
Récapitulatif des changements exprimés en hectares et en pourcentage pour chaque période.	
Tableau XVII	94
Tableau récapitulatif des résultats de l'analyse de la RO pour l'estimation du volume de bois et dont les variables indépendantes sont extraites de l'image Landsat 2009.	
Tableau XVIII	95
Matrice de corrélation entre le volume observé aux placettes terrain qui ont servi à l'entraînement et les valeurs des variables indépendantes.	
Tableau XIX	96
Résultats des modèles d'estimation du volume de bois par l'utilisation de la Méthode RMA.	
Tableau XX	98
Matrice d'erreur de la classification dirigée de la zone d'étude.	
Tableau XXI	99
Volume estimé obtenu par la régression ordinaire et RMA pour l'image Landsat 2009.	
Tableau XXII	102
Résumé des résultats de la RO, pour le volume de bois estimé et dont les variables indépendantes sont extraites de l'image Landsat 2006.	
Tableau XXIII	103
Résultats des modèles d'estimation du volume de bois par l'utilisation de la méthode RMA et les données de l'image Landsat 2006.	

Tableau XXIV	Récapitulatif des résultats de l'analyse statistique par la régression ordinaire appliquée à l'image Alsat-1.	103
Tableau XXV	Comparaison des écarts types (δ) et des RMSE _v des modèles RO et RMA selon trois plages de gradients de volume de bois observé et pour les 3 images satellitaires analysées.	104
Tableau XXVI	Résumé des résultats de la RO, pour le volume de bois estimé et dont les variables indépendantes sont extraites de l'image GeoEye 2009.	107
Tableau XXVII	Résumé des résultats de la RO, pour l'ensemble des images testées dont les nouvelles variables indépendantes (H, densité moyenne, Diamètre moyen) sont intégrer dans l'analyse statistique	113
Tableau XXVIII	Synthèse chronologique des indices de végétation qui existent dans la littérature, depuis 1972 à 1994.	136
Tableau XXIX	Patrimoine forestier de la Wilaya de Djelfa.	140
Tableau XXX	Précipitations moyennes mensuelles durant la période 1975-2010 exprimées en mm.	146
Tableau XXXI	Température moyennes mensuelles, minimales et maximales enregistrées en degrés Celsius dans la région d'étude (1975-2010).	147
Tableau XXXII	Vitesses moyennes mensuelle du vent en Km/h pour la période (1990-2009).	147
Tableau XXXIII	Nombre moyen des jours de gelée durant la période (1990 - 2009).	148
Tableau XXXIV	Taux moyen d'humidité durant la période (1990-2009).	148
Tableau XXXV	Occupation du sol de la zone d'étude selon les données BNEF (1984).	151
Tableau XXXVI	Volume de bois exploités dans forêt de Senalba Chergui pendant les trois années d'exploitation.	152

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1 Formes de réflexion de signaux électromagnétiques : (A) spéculaire, (B) lambertienne et (C) réflexion non uniforme.	8
Figure 2 Diffusion de signaux hyperfréquences actifs.	9
Figure 3 Les domaines du spectre électromagnétique utilisés dans la télédétection.	10
Figure 4 Exemple de variation des paramètres d'une segmentation sous eCognition.	17
Figure 5 Résultat de la variation de l'échelle (échelle 500, 100 et 10 de gauche à la droite) de la segmentation sous le logiciel eCognition on utilisant l'algorithme multi-résolution.	17
Figure 6 Exemple d'une fonction d'appartenance.	18
Figure 7 Exemple d'un arbre hiérarchique sous eCognition.	19
Figure 8 Particularités de la réflectance des végétaux et des sols.	21
Figure 9 Scatterogramme des bandes R – PIR d'une image TM de Landsat.	21
Figure 10 Cycle d'évolution de la végétation verte en référence à la droite des sols.	24
Figure 11 Étapes générales pour l'étude de la détection des changements.	33
Figure 12 Les photographies et les nuages de points inscrits pour (A) Douglas, (B) cèdre rouge de l'Ouest, et (C et D), pour deux arbres de pruche de l'Ouest.	45
Figure 13 Localisation géographique de la zone d'étude.	49
Figure 14 MNT de la zone d'étude.	50
Figure 15 Carte hypsométrique de la zone d'étude.	51
Figure 16 Carte des pentes de la zone d'étude.	52
Figure 17 Carte des expositions de la zone d'étude.	53
Figure 18 Vecteur de la délimitation de la zone d'étude.	67
Figure 19 Représentation des classes de volumes des 151 stations inventoriées.	69
Figure 20 Représentation des classes de volumes des 116 stations inventoriées pour l'image GeoEye.	70
Figure 21 Organigramme de la méthodologie proposée.	71
Figure 22 Histogrammes résultant de la soustraction des NDVI des quatre périodes.	82
Figure 23 Évolution de la précession globale en fonction des seuils radiométriques testés.	82
Figure 24 Cartes de changement issues de la différenciation des NDVI et de l'utilisation du seuil 0,98 à la moyenne.	85
Figure 25 Coupe rase par bandes successives sur l'image GeoEye (a) et Google Earth (b).	86
Figure 26 Reboisement dégradé après coupe rase (a) et reboisement d'Oum D'faine (b)	86
Figure 27 Dépressage par cloisonnement au niveau des peuplements forestiers de Pin d'Alep de la série 2 (a) et la série 5 (b).	87
Figure 28 Coupes illicite et chablis des sujets sur-âgés de Pin d'Alep dans la région de kaf Haouas.	87

Figure 29	Représentation graphiques des valeurs moyennes des NDVI des 120 placettes de Pin d'Alep.	88
Figure 30	Relations entre le volume des placettes de Pin d'Alep et certaines variables indépendantes (TM3, TM4, TM5 et NDVI) de l'image Landsat 2009.	93
Figure 31	Résultat de la classification dirigée de la zone d'étude.	99
Figure 32	Carte de volume de bois estimé de la zone d'étude en utilisant les modèles dont le NDVI est la seule variable indépendante appliquée à l'image Landsat 2009. (32a) = Résultat de l'utilisation du modèle de la régression ordinaire (RO) ; (32b) = Résultat de l'utilisation du modèle de la régression RMA.	100
Figure 33	Distribution des volumes estimés (V_e) par rapport aux volumes observés (V_o) dans les placettes de validations. L'alignement de gauche montre les modèles de régression linéaire ordinaire (RO) et celui de droite la régression par <i>reduced major axis</i> (RMA).	105
Figure 34	Extrait du plan de délimitation de la forêt de senalba chergui annexé au PV du 19 octobre 1885 (Boude, 1885)	141
Figure 35	Localisation géographique de la zone d'étude.	142
Figure 36	Situation juridique et administrative de la zone d'étude.	143
Figure 37	Diagramme Ombrothermique de BAGNOULS et GAUSSEN (1975-2010).	149
Figure 38	Climagramme d'EMBERGER de la zone d'étude.	150

LISTE DES ABREVIATIONS

ACP : Analyse en Composantes Principales
AVIRIS : Airborne Visible InfraRed Imaging Spectrometer
B : Bleue
BRDF : fonction de distribution de la réflectance bidirectionnelle
BNEF : Bureau National des Etudes Forestières.
BO : Bandes originales
BO_F : Bandes originale fusionnée
CP : composante principale
Cm : Centimètres
R : Coefficients de corrélation
CYP : Cyprès
ETM : Enhanced Thematic Mapper
ETM+ : Enhanced Thematic Mapper Plus
GCPs : Ground Control Points.
GPS : Global Positioning System
GS : Gramm-Schmidt
H : Hauteur moyenne.
Ha : Hectare
HRV : Haute Résolution Visible
K : Indice de kappa
K : Kelvin
Km : Kilomètre
Km² : Kilomètre carré
LAI : Leaf area index, l'Indice de surface foliaire
LiDAR : Light Detection And Ranging
LUT : Look Up Table
m³ ha⁻¹ : Mètre cube par hectare
MAP : Peuplements murs pin d'Alep
MNT : Modèle Numérique du Terrain
MS : Multispectrales
NDMI : Normalized Difference Moisture Index
NDVI : Normalized Difference Vegetation Index
NDVIF : NDVI résultat de la fusionnée des MS au Pan
Pan : Panchromatique
PG : Précision globale
PIR : Proche infrarouge
RADAR : Radio Detection And Ranging
RMA : Reduced Major Axis.
RMSE : Root mean square error (l'erreur quadratique moyenne)
RMSE_T : The root mean square error (RMSE) for the training data.
RMSE_V : The root mean square error (RMSE) for the validation data
RO : Régression ordinaire (régression par moindres carrés ordinaires)

RS : Résolution spatiale
SAR : Synthetic Aperture Radar
SAVI : Soil Adjusted vegetation Index
SWT : Matorral et /ou Matorrals arborés
TC : Tasseled Cap
TCB : Brightness
TCG : Greenness
TCW : Wetness
THRS : Très Haute Résolution Spatiale.
TM : Thematic Mapper
TPF : Tranchées pare feu
TSARVI : Transformed Sol Atmospherically Resistant Vegetation Index
USA : États-Unis d'Amérique.
UTM : Universal Transverse Mercator (UTM).
V : Vert
W : Watt
W/m² : Watt par mètre carré
Weka : Waikato Environment for Knowledge Analysis
WGS 1984 : World Geodetic System 1984
YAP : Jeune peuplement
° F : Degrés Fahrenheit.
°C : Degré celsius
μ : Moyenne
δ : Ecart-types

INTRODUCTION GENERALE

- INTRODUCTION GENERALE

Les écosystèmes forestiers offrent d'importantes fonctions économiques, environnementales et écologiques, qui à leur tour fournissent des biens et services comme la biodiversité, la protection des sols contre l'érosion, la séquestration du carbone, l'écotourisme-loisirs et les produits forestiers non ligneux. La gestion durable des ressources forestières est un objectif clé fondé sur une gestion saine des écosystèmes forestiers. Elle implique une utilisation des ressources axée sur leur capacité de renouvellement et la conservation des écosystèmes forestiers tant au niveau local que mondial (Ridd et Liu, 1998).

Or, Avec une population humaine croissante et à la recherche d'une qualité de vie améliorée, il n'y a jamais eu une si grande demande des ressources naturelles que maintenant (Norton, 2002). Dans les écosystèmes forestiers du Bassin méditerranéen et notamment les écosystèmes forestiers naturels semi-arides de l'Atlas Saharien de l'Algérie, les paysages changent, les forêts sont vulnérables à la sécheresse prolongée, aux actions humaines. Ils peuvent facilement être détruits par l'industrialisation, l'urbanisation, les feux, les coupes illicites, le pacage intense. Le suivi de ces changements anthropogéniques et écologiques en milieu forestier est devenu un point crucial lors des applications d'informations forestières (Coppin et Bauer, 1996 ; Fiorella, 1999 ; Kilpeläinen et Tokola, 1999). De plus en plus les informations à jour sont nécessaires pour une pratique forestière fonctionnelle tant au niveau du peuplement, du paysage, qu'au niveau régional et encore national.

La télédétection est un outil efficace pour la surveillance et la cartographie des ressources naturelles (Wang et Moskovits, 2001). Le suivi des changements locaux et régionaux des écosystèmes forestiers est une préoccupation majeure des organismes qui œuvrent dans les milieux du suivi des écosystèmes tels que la *Food and Agriculture Organization* (FAO, 2010 - 2011), les Nations Unies (UNDP, 2011 ; UNEP, 2006 ; REDD, 2009). L'estimation du volume de bois et de la biomasse sont des variables clés pour établir un lien entre l'échange de carbone entre la forêt et l'atmosphère (Schroeder *et al.*, 1997). Selon McRoberts et Tomppo (2007) les données de télédétection permettent d'améliorer les inventaires forestiers par : (1) la disponibilité de données géospatiales faciles d'acquérir et à des moindres coûts par rapport à la photographie aérienne, (2) l'augmentation de la précision des inventaires sur de grands territoires souvent via des estimations stratifiées et pondérées, (3) la possibilité de réaliser des évaluations moyennes acceptables pour de

petites superficies en des lieux où il n'y a pas de données de terrain et (4) la capacité de produire des cartes thématiques des forêts pouvant être utilisées à des fins de production de bois, d'approvisionnement et d'études écologiques. La capacité de faire le suivi des changements des écosystèmes forestiers et la cartographie des attributs des forêts par télédétection est d'autant plus importante dans des endroits où l'information à ce sujet est absente ou de faible fiabilité. A titre d'exemple, en Algérie aucun bilan n'a été réalisé dans ce sens. Le dernier inventaire forestier a été réalisé en 1984, ce qui soulève un besoin pressant de mise à jour de l'état du patrimoine forestier national ou régional. Sur un patrimoine forestier de 4,7 millions d'hectares (ha), les forêts dites économiques donc susceptibles d'alimenter le maillon d'une activité de production, couvrent environ 1,2 million ha (DGF, 2007). L'inventaire forestier national publié en 1984, fournit une estimation nationale des volumes sur pied de 55 millions de m³ dont 30 millions de m³ pour le Pin d'Alep et des accroissements annuels de l'ordre de 1,6 millions de m³, dont 1,2 millions pour le Pin d'Alep (DGF, 2007). Cependant, pour une meilleure gestion et utilisation durable des ressources forestières, que ce soit pour une finalité de production ou de protection, un bilan spatiotemporel et un inventaire spatial précis sont requis. La nécessité de comprendre l'évolution de ces écosystèmes en place et de faire des mises à jour des inventaires forestiers sont d'une importance cruciale que ce soit au niveau local, national et même international. Au-delà de la gestion nationale, la mise en place d'un inventaire fiable permet de répondre aux besoins de suivi de la FAO et de mise en place de la convention cadre des Nations Unies sur les changements climatiques à laquelle l'Algérie a adhééré depuis 1993.

L'objectif principal de cette étude est de tester les méthodes et les données de télédétection (variables) pertinentes pour la détection des changements et la cartographie du volume total de bois des peuplements forestiers de Pin d'Alep applicable à une forêt naturelle située dans la partie centrale de l'Atlas saharien (Forêt de sénalba Chergui, Wilaya de Djelfa) Il a donc été choisi d'utiliser les images de plusieurs capteurs (TM et TM+ du satellite Landsat, le micro-satellite Algérien Alsat-1 et le capteur GeoEye) pour faire à la fois des travaux de détection de changement (pour une période allant de 1984 à 2009) et d'estimer et de cartographier le volume du bois sur pied. Le présent document est structuré en quatre chapitres. Le premier chapitre présente le principe physique et les traitements des données de télédétection. Le deuxième chapitre présente une synthèse de l'utilisation de la télédétection pour la cartographie des changements et l'estimation des variables biophysiques de la forêt.

Le troisième chapitre présente les données de télédétection et le développement de la méthodologie générale adoptée pour la cartographie des changements et l'estimation du volume de bois. Enfin, dans le quatrième chapitre nous présentons les résultats de ce travail ainsi que leurs discussions.

- OBJECTIFS DE L'ÉTUDE

Un double objectif a été fixé pour cette étude. Le premier était de procurer une méthode de détection du changement applicable en milieu semi-aride pour établir les bases de la gestion forestière intégrée spécifiques pour ces milieux. Plus spécifiquement, notre étude visait la détection des changements de l'état des peuplements forestiers pour retracer l'évolution d'un massif forestier en Algérie par l'utilisation d'images satellitaires disponibles en archives sur une période allant de 1984 à 2009. La méthode utilisée devait permettre de pallier au manque de données de terrain sur les changements pour détecter les changements majeurs qui sont survenus au cours et après l'application des interventions sylvicoles pour en évaluer l'impact sur l'écosystème forestier dans ces régions semi-arides. Le deuxième objectif était de proposer une méthode de cartographie du volume total de bois des peuplements forestiers de Pin d'Alep applicable à l'inventaire national en Algérie. L'approche adoptée devrait permettre une mise en œuvre à des coûts beaucoup plus modestes qu'un inventaire forestier utilisant la photographie aérienne et un réseau de placettes d'inventaire. A cet effet, nous avons choisi d'utiliser aussi les images satellitaires vu leur grande disponibilité et tenant compte qu'il y aura une continuité des images satellitaires avec des caractéristiques similaires. Le développement de la méthode de cartographie a été facilité par la disponibilité d'un ensemble de placettes d'inventaire mis en place pour ce projet. La carte résultante de cette nouvelle méthode devait donner le volume moyen de bois, exprimé en mètre cube par hectare (m^3ha^{-1}), pour chaque pixel en milieu forestier. La méthode proposée devrait être applicable sans regard à l'année d'acquisition des images afin de procurer une base pour son extension à d'autres capteurs satellitaires de résolutions spatiale et spectrale similaires.

- ORIGINALITÉ DU TRAVAIL

Notre travail a apporté une contribution nouvelle à la gestion forestière (au niveau local et national) par l'utilisation de la télédétection, en ce qu'il a proposé :

- Une base méthodologique fiable pour l'étude de l'évolution des peuplements forestiers par télédétection sur une période importante allant de 1984 à 2009. La méthode de détection de changements et les données testées pour la mise en œuvre du bilan de ces changements ont permis de contourner le manque des données de terrain et de voir l'impact des opérations sylvicoles réalisées au niveau des peuplements de Pin d'Alep dans le cadre de l'application de l'étude de l'aménagement forestier proposé par le BNEF (1984). Plusieurs données (Multispectrales) et indices spectraux (Ratio de bande, indice de végétation, indice d'humidité) ont été testés et dont l'objectif est de déterminer les variables pertinentes pour la détection des changements. En parallèle, un travail particulier à été fait dans l'objectif est de déterminer les seuils radiométriques (seuil de changement) qui donnent les pourcentages les plus élevés de la précision globale des changements.
- La mise en œuvre d'une méthodologie pour la cartographie et l'estimation des volumes de bois sur pieds des peuplements de Pin d'Alep. Celle-ci, peut être applicable non seulement à l'échelle locale mais aussi à l'échelle de l'inventaire forestier national avec des coûts très modestes par rapport à l'inventaire forestier classique. Les performances de plusieurs capteurs satellitaires dont la résolution spatiale varie entre la résolution moyenne (TM, TM+ du satellite Landsat, Alsat-1) et la résolution très fines (GeoEye) ont été testées dans ce travail pour l'estimation du volume de bois. Aussi, le micro-satellite Algérien (Alsat-1) a été évalué dans une perspective de faire l'inventaire forestier national Algérien. Une comparaison entre deux méthodes statistiques (la régression ordinaire et la régression RMA) pour l'estimation du volume total des peuplements de Pin d'Alep de la zone d'étude à été également étudié. Parmi les améliorations possibles pour l'estimation du volume de bois, l'intégration des données biophysiques (la hauteur moyenne des peuplements de Pin d'Alep) comme variable indépendante dans les analyses de régression ordinaire, a permis efficacement de reproduire des modèles offrant des résultats fort intéressants pour l'estimation du volume de bois.

Enfin, nous considérons, que le travail réalisé et l'analyse des résultats constituent une contribution novatrice dans le cadre de la gestion forestière en Algérie.

CHAPITRE I

PRINCIPE ET TRAITEMENTS DES DONNÉES DE TÉLÉDÉTECTION

Introduction

Les développements de l'outil informatique et les méthodes de traitements des données de télédétection ont permis une exploration et une exploitation efficace de l'information obtenue par les différents capteurs. A cet effet, l'utilisation de l'imagerie satellitaire a augmenté de façon significative dans l'ensemble des domaines. L'aspect synoptique, la répétitivité de l'acquisition des images et la disponibilité d'archives importantes (depuis des années 1970 ; le cas du satellite Landsat) ont permis de considérer la télédétection comme un moyen adapté pour les études et le suivi du territoire. Or, les matériaux à la surface de la Terre montrent une diversité phénoménale (composition, densité, taille des grains, porosité, texture de surface, orientation, la géométrie et effet bidimensionnelle... etc.) qui à son tour permet de contrôler la réflectance. Dans ce chapitre nous donnons un aperçu sur les propriétés physiques des matériaux et l'interaction de l'énergie-matière. Plus loin dans ce chapitre, des sections sont consacrées aux techniques de télédétection ainsi qu'aux différents prétraitements et traitements appliqués en télédétection spatiale.

1. PROPRIETES PHYSIQUES DES MATERIAUX ET L'INTERACTION ENERGIE-MATIERE

En général, chaque élément de la surface de la Terre peut absorber ou réfléchir les rayonnements envoyés par une source électromagnétique tel un radar ou un corps céleste comme le soleil ; il peut émettre aussi ses propres rayonnements, en particulier dans l'infrarouge thermique. Mais la quantité de radiations réfléchies ou émises par un corps et pour chaque longueur d'onde dépend de la nature de ce corps. Pour comprendre la notion de réflectance, il faut d'abord revoir le concept d'énergie d'un photon où l'énergie n'est pas continue le long de l'onde, mais concentrée dans des paquets discrets appelés photons ou quanta. Le flux radiant est également connu sous le nom de puissance ou la puissance de rayonnement, cette dernière est mesurée en watts (W). La densité de flux radiant est le flux énergétique par unité de surface, dont la surface peut être réelle ou imaginaire. L'unité standard de toutes les formes de la densité de flux énergétique est le watt par mètre carré (W/m^2). Une surface imaginaire, par exemple, peut être utilisée pour calculer ou mesurer la densité de flux radiant partout dans l'espace. En fonction du sens il peut y avoir deux cas : La quantité totale de flux de rayonnement incident sur un point au-dessus de la surface éclairée et la quantité totale de flux de rayonnement, un point sur une surface dans toutes les directions au-dessus de la surface est connue sous le nom *exitance*.

La radiance est la mesure la plus importante pour l'analyse quantitative des effets directionnels de rayonnement. Elle est la densité de flux énergétique ou la quantité totale d'énergie du rayonnant mesurée à un angle particulier de l'azimut (angle solide notamment). La radiance peut être entrante ou sortante, selon la direction que nous mesurons. Une surface où la radiance sortante est uniforme dans toutes les directions et ne varie pas avec l'angle est appelée une surface lambertienne (Roberts, 2001). Toutes les surfaces du monde réel sont, à des degrés divers, des surfaces non parfaitement lambertienne. Le rayonnement sortant est supposé être dépendant de l'éclat entrant sur la surface. Le rapport énergétique avec éclairage est connu sous le nom de réflectance. Étant un rapport, la réflectance n'a pas d'unité et ses valeurs varient de 0 à 1. La fonction de distribution de la réflectance bidirectionnelle (BRDF) décrit la dépendance directionnelle du rayonnement réfléchi. Elle définit la radiance dans une direction spécifique en raison de flux de rayonnement incident sur une surface (Roberts, 2001).

1.1. Emission

La puissance thermique émise (remis) par une surface, principalement en raison de sa température, est souvent appelée la capacité d'émission de la surface. La quantité et les caractéristiques de rayonnement électromagnétique émis par la surface sont commandées par deux facteurs : l'émissivité et la température.

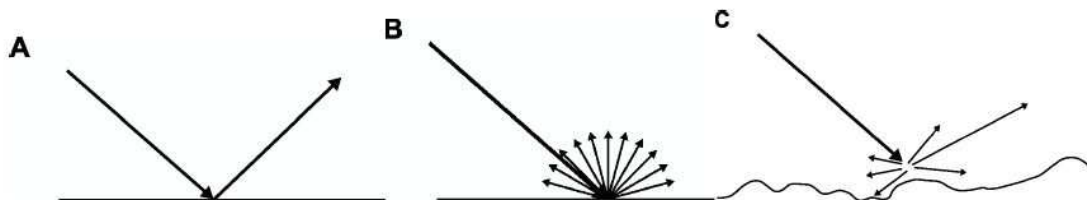
- *Émissivité* : c'est l'émittance d'un matériau réel par rapport à celle d'un corps noir (un corps qui absorbe la totalité de l'énergie incidente sur lui, et émet ultérieurement toute l'énergie qu'il a absorbée) à la même température. Elle dépend de la nature de la surface de l'objet. L'émissivité a un fort contrôle spectral et de dépendance directionnelle.
- *La température* (cinétique) est une mesure de la quantité d'énergie thermique contenue dans un corps. Elle est mesurée en unités différentes telles qu'en Kelvin (K), degrés Celsius (°C) et en degrés Fahrenheit (° F). Tout corps dont la température est supérieure à 0°K (-273°C) émet un rayonnement électromagnétique (Bonn et Rochon, 1996). L'émission propre du couvert végétal est négligeable sauf quand celui-ci est en feu (Baret, 1996).

1.2. Absorption

Le corps qui reçoit une quantité de rayonnement électromagnétique, peut en absorber une partie, l'absorptance c'est le rapport entre l'énergie absorbée et l'énergie incidente. Les zones du spectre électromagnétique, pour lesquelles l'absorption est faible sont appelées « fenêtres atmosphériques » ; elles déterminent les bandes spectrales utilisables en télédétection.

1.3. Réflexion

En principe, une surface plane peut être extrêmement lisse de telle sorte que l'énergie incidente sur la surface est réfléchi loin de la surface en suivant les lois classiques de la réflexion (Richards, 1986). Une telle réflexion est appelée réflexion spéculaire (Figure 1A). D'autre part, une surface peut induire de l'énergie incidente à rebondir dans toutes les directions de sorte que le rayonnement réfléchi est uniforme dans toutes les directions. Une telle surface qui provoque l'énergie réfléchi avec aucune dépendance directionnelle est connue comme une surface lambertienne (Figure 1B). Les surfaces naturelles ne sont pas de vraies surfaces lambertiennes. L'énergie incidente est réfléchi d'une façon non uniforme soit avec des quantités différentes et dans des directions différentes (Figure 1C).



Source : (Richards, 1986)

Figure 1 : Formes de réflexion de signaux électromagnétiques : (A) spéculaire, (B) lambertienne et (C) réflexion non uniforme.

Le procédé de diffusion est également dépendant de la relation entre la longueur d'onde du rayonnement entrant et l'intervalle de longueur d'onde du matériau cible. Par exemple, En télédétection micro-ondes, lorsque la longueur d'onde du signal entrant est du même ordre de grandeur ou beaucoup plus petite que la longueur d'onde du matériau ciblé, la diffusion de surface est dominante. Si la longueur d'onde du signal entrant est longue le signal peut pénétrer la cible. Le signal radar subit des événements de diffusions multiples avant qu'il ne soit capturé par le capteur. Ceci est très fréquent dans le couvert végétal (Figure 2).

En télédétection micro-ondes, Le volume de diffusion est également en fonction de la teneur en humidité du milieu car cette dernière modifie les propriétés électriques du milieu ce qui contrôle la quantité de signal entrant réfléchi, absorbé et transmis par la cible.

Un terme couramment utilisé dans la télédétection hyperfréquence est la rétrodiffusion. La rétrodiffusion reçue par le capteur pour un pixel donné est la somme des réponses de tous les diffuseurs individuels sur le terrain au sein de la cellule de résolution spectrale.

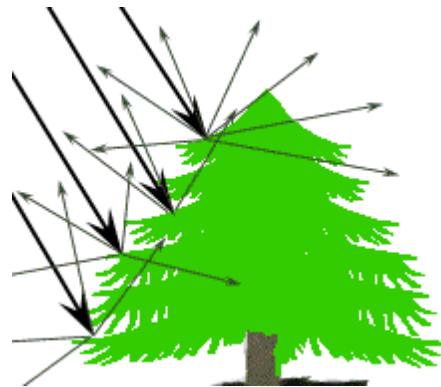


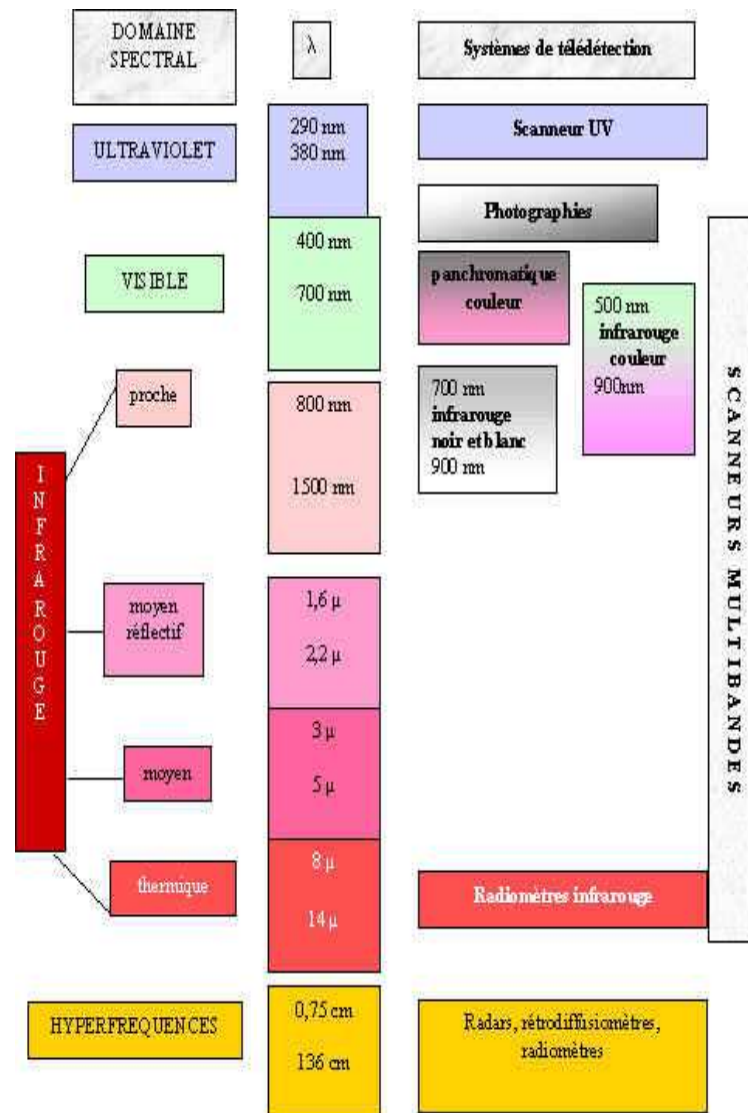
Figure 2 : Diffusion de signaux hyperfréquences actifs.

1.4. Transmission

Lorsque l'énergie incidente interagit avec la matière, une partie de cette énergie peut être transmise (ou passer à travers) la matière, suivant les lois fondamentales de la réfraction. Ce processus est appelé la transmission, elle est également dépendante de la relation entre la longueur d'onde du rayonnement entrant, de l'intervalle de longueur d'onde du matériau cible et de la transmissivité du matériau cible. La télédétection est généralement effectuée dans des gammes de longueurs d'ondes où l'atmosphère qui intervient entre la source d'énergie et la cible (Girard et Girard, 1999 ; Bonn et Rochon, 1996).

2. DOMAINE DU SPECTRE ELECTROMAGNETIQUE

L'ensemble des longueurs d'ondes constituant le spectre électromagnétique, les longueurs d'onde du 0,4 au 0,7 microns sont les plus utilisées dans la télédétection terrestre. Tous les incidents de l'énergie sur une surface donnée, sont, soit réfléchis, transmis ou absorbés (et plus tard émis) par la surface. En effet, cette interaction de l'énergie avec la matière, nous permet d'avoir des mesures significatives pour la télédétection. La Figure 3, montre les différentes parties du spectre électromagnétique.



Source : (Girard et Girard, 1999)

Figure 3 : Les domaines du spectre électromagnétique utilisés dans la télédétection.

3. TECHNIQUES DE TÉLÉDÉTECTION

Les techniques de télédétection peuvent être classées selon les domaines du spectre électromagnétique, le nombre de bandes spectrales, les largeurs de bandes spectrales et sur la base de la source d'énergie. Lorsque les systèmes de télédétection dépendent de sources naturelles d'énergie, tels que le rayonnement entrant du soleil ou le rayonnement émis par la surface de la Terre, la télédétection est classée comme une télédétection passive. Lorsque des impulsions d'énergie requises pour la télédétection sont générés par le capteur lui-même, la télédétection est appelé télédétection active.

3.1. Télédétection passive

La télédétection traditionnelle est une télédétection passive qui s'appuie sur le soleil comme source d'énergie. L'usage des systèmes passifs de télédétection, sont limités à la portion ensoleillée du jour. Les premières images étaient en noir et blanc (échelle de gris) et acquises seulement dans la partie visible du spectre dans une bande panchromatique large. Avec l'avancement technologique des caméras, des images en couleur multi-bandes et des images prises dans le proche infrarouge pourraient être acquises. Cela a permis la prise d'image par capteur en plusieurs bandes multispectrales. La télédétection multispectrales et hyperspectrale peut s'étendre sur les domaines du visible, infrarouge et l'infrarouge thermique. Toutefois, la télédétection dans le domaine de l'infrarouge thermique a été précédemment limitée au mode de bande unique large puisque les capteurs premiers n'étaient pas assez puissants pour enregistrer le signal faible émis par la surface de la Terre. Actuellement, la technologie des capteurs a progressé dans la mesure où si l'on intègre le signal sur une très grande surface (rayon allant de 7 à 25 km), nous pouvons capter l'énergie émise par la surface de la Terre, même dans les régions de longueur d'onde à micro-ondes, ce qui rend la télédétection hyperfréquences passive possible.

3.2. Télédétection active

L'impulsion de l'énergie produite pour la télédétection active est généralement effectuée à une fréquence spécifique, soit une longueur d'onde spécifique. La télédétection LiDAR (*Light Detection And Ranging*) opère plusieurs longueurs d'onde spécifiques dictées par celles des différents lasers disponibles, dont le vert ou le proche infrarouge. Bien que généralement ces systèmes fournissent des données de haute qualité de points, les systèmes les plus récents fournissent également des images d'intensité dans la gamme du proche infrarouge du spectre électromagnétique.

Les systèmes aéroportés LiDAR peuvent acquérir des données altimétriques de haute densité à partir desquelles des modèles altimétriques numériques sont générés (Wehr et Lohr, 1999).

Le Synthetic Aperture Radar (SAR) est une autre classe de télédétection active où l'imagerie est réalisée dans la partie micro-ondes du spectre électromagnétique. En principe, le système SAR, mesure le temps et l'ampleur du signal rétrodiffusé du sol à l'antenne du radar. Les images radar peuvent être acquises à tout moment de la journée et dans toutes les conditions météorologiques (y compris les conditions défavorables). Les images radar donnent un avantage énorme en particulier pour des applications dans les régions géographiques qui ont de fréquents problèmes de la couverture nuageuse et dans les régions polaires où il ya de longues périodes d'obscurité.

4. TRAITEMENTS ET PRÉTRAITEMENTS EN TÉLÉDÉTECTION SPATIALE

4.1. Prétraitements

4.1.1. Correction géométrique

Le concept de base de ce prétraitement est de localiser chaque pixel de l'image dans un système de coordonnées terrain et de rééchantillonner l'image dans une grille uniforme. La correction géométrique est nécessaire pour éliminer ou réduire les effets de distorsions non systématiques ou aléatoires présents dans les données de télédétection. Ces distorsions sont les variations d'attitude et de l'altitude de capteurs. La correction géométrique est possible grâce à l'utilisation des points de contrôle au sol (Ground Control Points (GCPs)) obtenus d'une carte, image ou de données GPS (Kardoulas *et al.*, 1996). Les intersections de route en forme de "X" s'avèrent d'excellents points de référence particulièrement en planimétrie (Begin *et al.*, 1988). La correction peut se faire par deux grandes méthodes : la correction par la méthode polynomiale et la correction par les méthodes photogrammétriques. Une revue bibliographique assez détaillée sur ces méthodes est donnée par Caloz et Collet (2001), Jensen (1996) et Jensen (2000).

La précession et la qualité de la correction géométrique sont très importantes dans les études qui font appel à des séries temporelles de données de télédétection. Selon Stow (1999), les erreurs de la correction géométrique conduisent à une surestimation de changement réel. L'erreur géométrique est exprimée en erreur quadratique moyenne (RMSE), ce qui représente une mesure de l'écart des valeurs de coordonnées de l'image référence et ceux de l'image à corriger. Plusieurs auteurs recommandent une valeur maximale tolérable de RMSE égale à 0,5 pixels (Jensen, 1996).

4.1.2. Correction radiométrique et normalisation

L'observation de la terre à partir des capteurs satellitaires permet d'avoir une vue synoptique d'une région du globe terrestre ou d'un phénomène de façon répétitive. Or la variation des conditions d'éclairement solaire, la diffusion atmosphérique, l'absorption atmosphérique donnant des différences assez importantes au niveau des données de télédétection. Ces variations constituent une limite très sévère pour les études multi-temporelles. Cela rend difficile de comparer les indices spectraux de végétations entre différentes dates ou différentes régions (Bonn et Rochon, 1992). La technique la plus utilisée pour la correction radiométrique est la normalisation radiométrique en utilisant des valeurs relatives à des cibles pseudo-invariantes (Schott *et al.*, 1988). Les cibles pseudo-invariantes (toiture de bâtis, intersection des routes, eau profonde) sont des surfaces censées exprimer des comptes numériques proches d'une image à l'autre. Un autre type de normalisation est proposé par égalisation d'histogramme des deux images (image à corriger en fonction d'une image référence). L'algorithme «*histogram matching*» produit une table de conversion ou bien une «*Look Up Table* » *LUT* avec laquelle il sera possible de créer de nouvelles bandes pour l'image à corriger (Yuan et Elvidge, 1996).

5. TRAITEMENTS PROPREMENT DIT

5.1. Composition colorée

La composition colorée est le traitement le plus connu dans le monde du traitement d'image. Elle permet l'affichage des images satellitaires selon une synthèse chromatique des trois couleurs additives (rouge, vert et bleu), chacune associée à un canal de l'image. L'opérateur choisit en fonction de ses préoccupations les canaux auxquels les couleurs seront attribuées (Richards, 1986). Cette synthèse permet d'obtenir une image couleur appelée composition colorée en « fausses couleurs ».

5.2. Classification par les méthodes traditionnelles

Les processus de classification, produisent un zonage de l'image en classes spectrales qui reçoivent chacune une étiquette thématique (Caloz et Collet, 2001). Les méthodes de classification les plus couramment utilisées dans les applications pratiques sont la classification dirigée et non dirigée. Ces méthodes s'appuient sur un ensemble d'algorithmes statistiques disponible au niveau des logiciels spécialisés dans le traitement des données de télédétection. Ces méthodes sont appelées aussi par d'autres noms et qui sont : Les méthodes de classification par pixel ou bien les méthodes de classification rigide. Ce qui indique des limites pour ces méthodes traditionnelles dans les milieux montagneux en raison de la grande variabilité de la réflectance et de la confusion spectrale des espèces (Meyer *et al.*, 1993).

5.2.1. Classification non dirigée

Dans ces méthodes, on suppose qu'aucune information préalable sur l'occupation du sol ou sur les caractéristiques spectrales des classes thématiques n'est disponible. La classification non dirigée est définie par deux étapes. La première est la classification automatique des pixels dans un nombre de classes fixée par l'utilisateur dont le but d'éviter des situations qui échapperaient à une interprétation cohérente. Le classement automatique des pixels est en fonction des propriétés spectrales. La deuxième étape est le regroupement ou l'agrégation manuelle de ces classes pour mieux représenter l'information du monde réel (Campbell, 2006 ; Jensen, 1996). Plusieurs algorithmes sont disponibles (IsoData, K-Means...etc.) et le choix d'un algorithme de classification non dirigée doit être basé sur la capacité de prédéfinir statistiquement les différentes classes de l'espace (Schowengerdt, 1997).

5.2.2. Classification dirigée

Contrairement aux méthodes de classification non dirigée, l'opérateur de la classification dirigée possède au départ une bonne connaissance des catégories thématiques présentes sur la zone d'intérêt (Bonn et Rochon, 1992). Elle est définie par l'application d'une information a priori sur les classes du monde réel pour déterminer l'identité des éléments d'image inconnus. Les données pour les classes du monde réel sont acquises à partir d'une source externe (Jensen, 2000). Ils sont généralement des polygones étiquetés appelés polygones de formation ou d'entraînement "*Regions of interest (ROIs)*".

Ces polygones de formation contiennent des renseignements statistiques concernant les propriétés spectrales (signature spectrale de l'échantillon) de chaque catégorie du territoire. Ces informations seront par la suite utilisées par les algorithmes de la classification dirigée pour identifier la classe de pixels inconnus (Jensen, 2000).

Les algorithmes de classification dirigée sont très variés et à titre d'exemple on peut citer les algorithmes suivants : Classification selon la distance minimale (*Minimum Distance*), Classification selon la distance de Mahalanobis (*Mahalanobis Distance*), le maximum de vraisemblance (*Maximum Likelihood*), Classification parallélépipédique (*Parallelepiped*), *Spectral Angle Mapper (SAM)* et le codage binaire (*Binary Encoding*). Ces algorithmes sont tous conçus pour comparer statistiquement les caractéristiques de chacune des classes avec les pixels inconnus dans l'espace géométrique.

L'algorithme le plus utilisé est la classification par maximum de vraisemblance en raison de sa disponibilité, sa robustesse, ses bases théoriques solides et sa précision élevées pour un large éventail d'applications de la télédétection (Bolstad et Lillestad, 1991 ; Zhou et Robson, 2001 ; Brown de Colstoun *et al.*, 2003 ; Dean et Smith, 2003 ; Pal et Mather, 2003).

5.3. Classification par les méthodes avancées

La progression des techniques d'analyse numérique d'image combinées avec l'avancement de matériel informatique et de logiciels, a conduit à l'élaboration de classificateurs alternatifs qui présentent un plus grand degré d'exploration de données de télédétection. Ces techniques modernes incorporant l'intelligence artificielle, les réseaux neuronaux, la logique floue, les structures logiques dans les procédures de classification (Foody, 1999 ; Baatz et Schäpe, 2000 ; Brown de Colstoun *et al.*, 2003 ; Pal et Mather, 2003 ; Mallinis *et al.*, 2008). Ces classificateurs alternatifs sont moins utilisés en pratique en raison de leur complexité, le manque de logiciels ou qu'ils sont des innovations trop récentes pour avoir de la crédibilité éprouvée (De Carvalho *et al.*, 2004). Dans la section suivante nous limitons la documentation sur la classification orientée objet.

5.3.1. Classification Orientée objet (Hiérarchique)

Dans cette méthode, l'objet est considéré comme un groupe homogène composé de pixels adjacents ayant des propriétés similaires. En effet, l'utilisation des objets a pour but d'exploiter, en plus des propriétés spectrales, d'autres propriétés comme la forme, la texture et le voisinage. L'approche par objet commence systématiquement par une segmentation de l'image en zones homogènes (Baatz et Schape, 2000) (voir exemple de segmentation Figure 4 et 5). Les algorithmes de segmentation peuvent être classés en deux groupes : les algorithmes par contours et les algorithmes par croissance de régions. L'approche développée par Baatz et Schape (2000) est fréquemment utilisée dans les études des milieux naturels et urbains (Mäkelä et Pekkarinen, 2001; Desclée *et al.*, 2006 ; Flanders *et al.*, 2003 ; Song et Civco, 2004). L'approche se base sur une segmentation par croissance de région qui permet de regrouper les pixels d'une image selon un critère d'homogénéité. Le regroupement de deux segments est réalisé si la valeur H qui représente l'homogénéité totale du segment résultant est inférieure à une valeur de seuil h_s déterminé par l'utilisateur. La mesure H est en fonction des critères spectraux et des critères géométriques, H est donné par la formule suivante :

$$H = \sum_{i=1}^m P_i [n_1(hf_i - h_{1,i}) + n_2(hf_i - h_{2,i})] \quad (1)$$

H est la valeur de l'homogénéité totale du segment résultant après regroupement ;

hf_i est la valeur d'homogénéité résultante pour le critère i . $h_{1,i}$ et $h_{2,i}$ sont les valeurs d'homogénéité initiales des segments 1 et 2 respectivement, pour le critère i avant regroupement ;

m est le nombre de critères retenus ;

n_1 et n_2 représentent le nombre de pixels dans chacun des deux segments initiaux à regrouper ;

P_i est le poids accordé à chaque critère i .

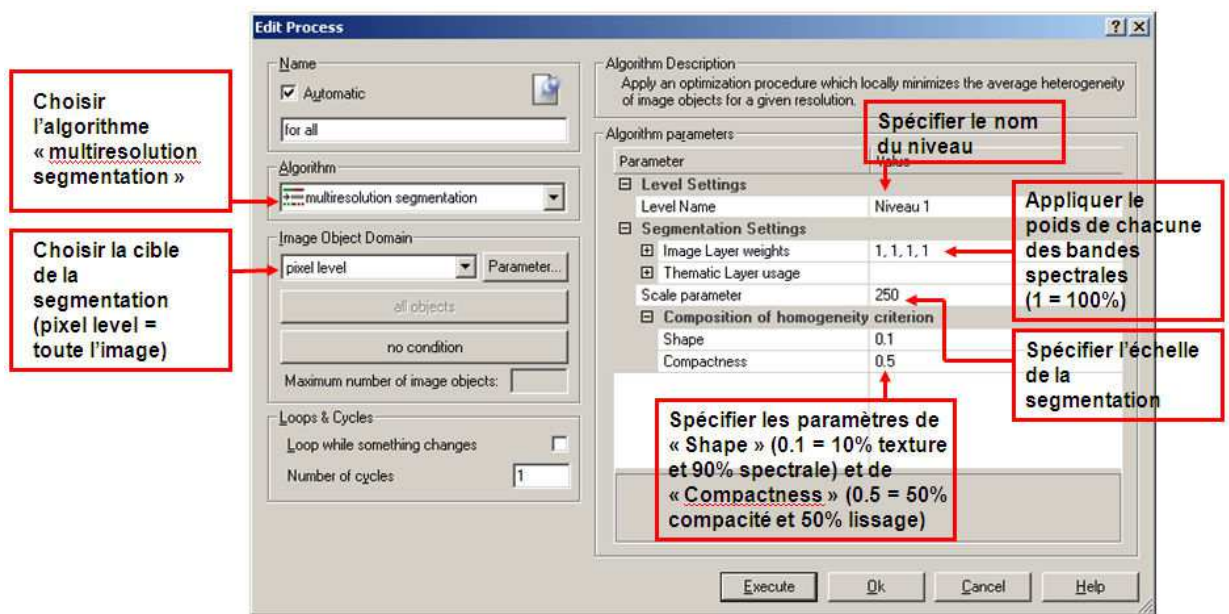


Figure 4 : Exemple de variation des paramètres d'une segmentation sous eCognition.



Figure 5 : Résultat de la variation de l'échelle (échelle 500,100 et 10 de gauche à la droite) de la segmentation sous le logiciel eCognition on utilisant l'algorithme multi-résolution.

5.3.1.1. Les modes de classification

Divers logiciels d'analyse d'images incorporent aujourd'hui des méthodes de segmentation. Parmi les logiciels commerciaux, le logiciel eCognition est le plus utilisé. Il présente des algorithmes de segmentation et de nombreuses fonctionnalités de classification (Schiewe *et al.*, 2001 ; Blaschke et Strobl, 2001 ; Flanders *et al.*, 2003). Lorsque l'utilisateur souhaite classifier une image, il doit d'abord spécifier les attributs sur la base desquels sont classifiés les objets.

Deux manières de faire la classification hiérarchique : par l'imposition de « fonctions d'appartenance » (*membership function*), ou par classification « au plus proche voisin » (*nearest neighbour*). Comme son nom l'indique, l'imposition de fonctions d'appartenance requiert que l'on spécifie des règles qui définiront si un objet est inclut ou n'est pas inclut dans une classe donnée, Or, puisque le logiciel fonctionne selon la logique floue (*fuzzy logic*), cette appartenance se mesure sur une échelle progressive de 0 à 1. Une fonction d'appartenance spécifiée dont les valeurs de l'attribut entre lesquelles se fait une transition de la non-appartenance à pleine appartenance. La courbe de la fonction peut prendre différentes formes: seuil, fonction linéaire, sinusoïde, etc. (Figure 6).

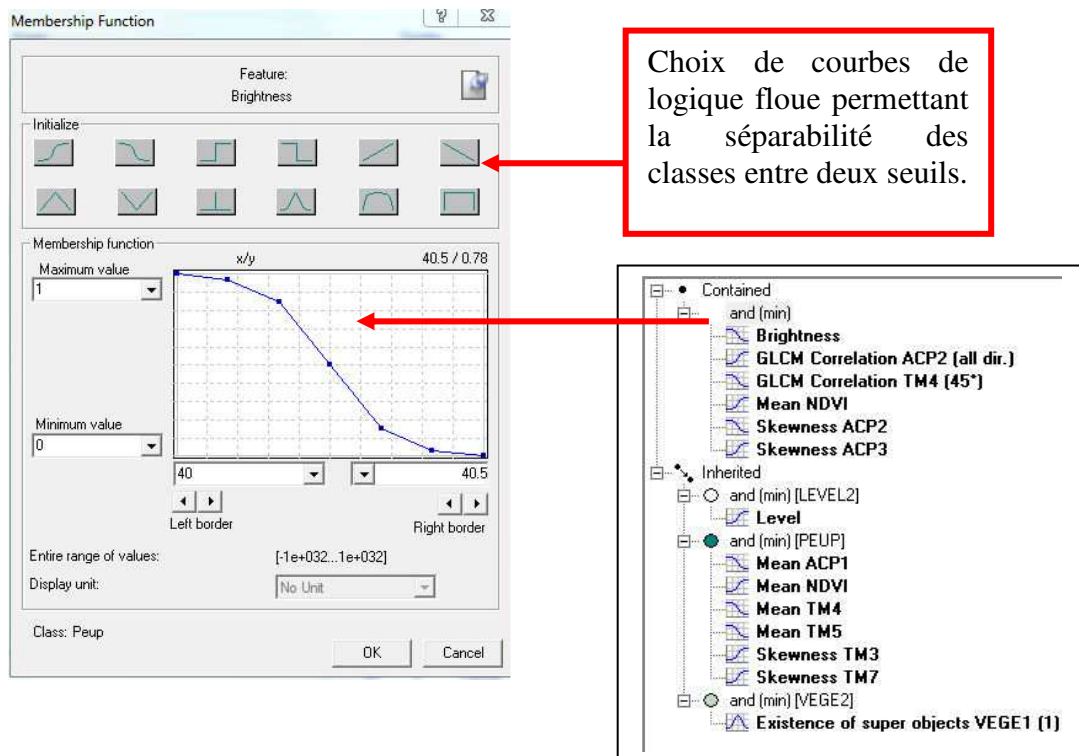


Figure 6 : Exemple d'une fonction d'appartenance.

5.3.1.2. Arbre hiérarchique

La classification se fait sur la base des attributs des objets d'image. Chaque classe comporte des critères d'inclusion ou d'exclusion se rapportant à divers attributs et qui permettent d'assigner les objets à l'une ou à l'autre classe. L'utilisateur peut par ailleurs organiser les classes de façon hiérarchique, En effet, il peut subdiviser des classes en « sous-classes », qui héritent alors des caractères qui définissent la « classe parente » (Figure 7). Des critères de classification additionnelle permettent de distinguer entre elles les sous-classes. La classification hiérarchique permet donc de réaliser des classifications plus générales sur les grands ensembles d'une image, suivies de classifications plus détaillées pour scinder ces grands ensembles en groupes de portée thématique plus ciblée.

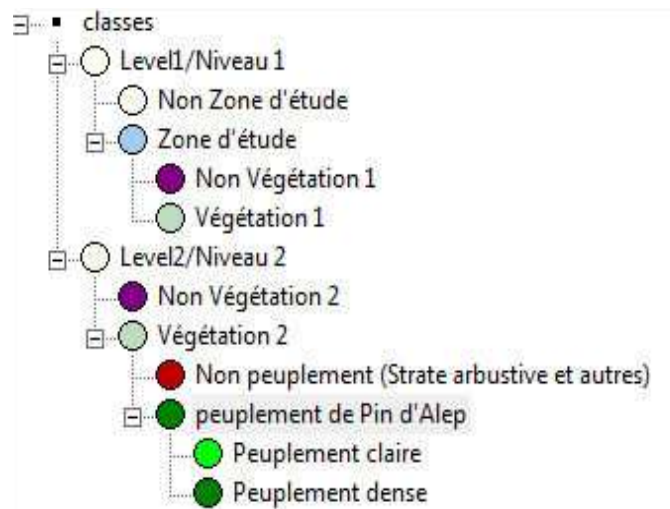


Figure 7 : Exemple d'un arbre hiérarchique sous eCognition.

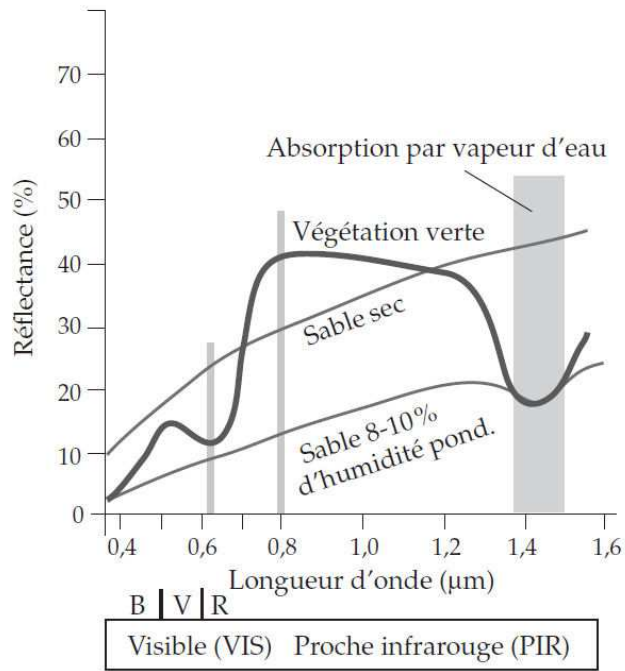
6. TRANSFORMATIONS SPECTRALES EN TÉLÉDÉTECTION

Les chercheurs ont proposé diverses approches et de nombreux indices allant de relations simples entre bandes spectrales jusqu'à des combinaisons complexes. Selon Caloz (1994) un indice spectral se définit comme une variable synthétique, numérique qui caractérise l'intensité ou l'extension d'un phénomène trop complexe pour être décomposé en un nombre maîtrisable de paramètres. Il est possible de rassembler ces transformations sous trois catégories de traitements : les indices proprement dits, la transformation en composantes principales et le modèle «*Tasseled Cap* ». Ces deux dernières font partie d'une famille de traitements plus générale qui sont les transformations orthogonales. Dans les sections suivantes nous allons présenter uniquement les indices de végétations, la transformation *Tasseled Cap* et l'analyse en composante principale (ACP).

6.1. Transformation en indice de végétations

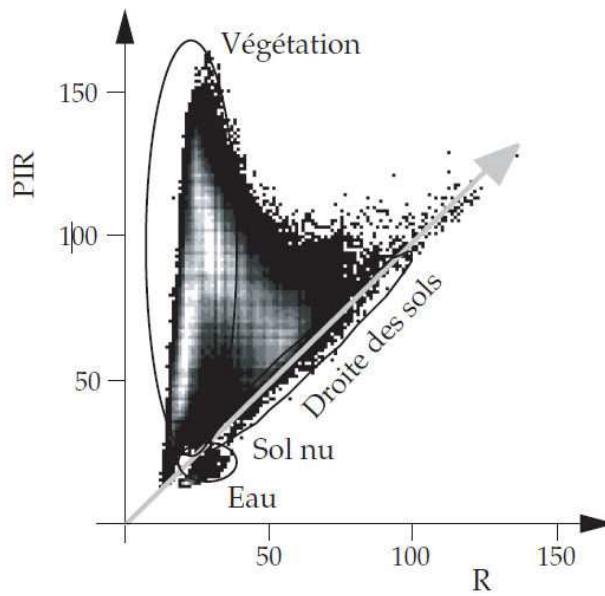
Le rayonnement électromagnétique réfléchi par la surface de la terre et enregistré par un capteur satellitaire ou aéroporté fournit des informations très pertinentes sur les propriétés du sol et de l'eau et sur les caractéristiques de la végétation (Bannari, 1996). Les techniques de traitement d'images de télédétection sont destinées à transformer ces données électromagnétiques en une information cartographique interprétable. Dans le domaine des applications et de la recherche en télédétection spatiale une quarantaine d'indices de végétation ont été développés au cours des deux dernières décennies (Bannari, 1996). Chronologiquement, l'annexe 1 présente une récapitulation faite par Bannari *et al.*, (1995) de la quasi-totalité des indices de végétation qui existent dans la littérature scientifique.

Selon Caloz et Collet (2001), les végétaux présentent une faible réflectance dans le bleu ; la bande correspondante est donc de peu d'intérêt (Figure 8). La réflectance dans le vert est plus élevée et traduit des propriétés discriminantes pour les végétaux. Malgré cet avantage, peu d'indices ont été élaborés à partir de la bande verte, probablement à cause de sa dépendance à l'égard des conditions atmosphériques (Caloz et Collet, 2001). Les bandes rouges (R) et proches infrarouge (PIR) présentent un intérêt majeur vu la divergence dans le comportement de la végétation dans ces deux bandes (Figure 9). La première coïncide avec une forte absorption du rayonnement, la deuxième, au contraire, offre une réflectance élevée. Il en résulte un écart important entre ces deux niveaux. Des combinaisons de ces deux bandes sont donc susceptibles de produire de bonnes capacités discriminantes et révéler des propriétés particulières des végétaux.



Source : Caloz et Collet (2001)

Figure 8 : Particularités de la réflectance des végétaux et des sols.



Source : Caloz et Collet (2001)

Figure 9 : Scatterogramme des bandes R – PIR d'une image TM de Landsat.

6.2. Transformation en composantes principales (TCP)

La transformation en composantes principales est basée sur l'analyse en composantes principales (ACP). Développée dans un cadre beaucoup plus général de la statistique, l'ACP a trouvé une application très riche en traitement d'images. L'objectif est de trouver un nouveau système d'axes porteurs d'informations spectrales non corrélées entre elles. Il est courant dans l'imagerie multispectrale que des bandes présentent un degré élevé de corrélation. L'analyse en composantes principales (ACP) est une procédure de transformation qui permet de réduire la redondance des données en identifiant les combinaisons linéaires optimales des canaux originaux et en modifiant les dimensions des axes de telle sorte que la corrélation soit éliminée.

Le résultat de l'ACP est une série de coefficients (ou vecteurs propres), qui s'alignent le long de l'axe principal dont le degré de corrélation est le plus fort dans l'espace tridimensionnel, ce qui concentre donc le maximum d'informations possibles dans un groupe appelé la première composante principale (CP1). La deuxième composante principale (CP2) est le deuxième axe perpendiculaire à la première dans l'espace tridimensionnel. Elle contient une information inférieure à celle obtenue par l'CP1 car elle concentre le maximum d'informations possibles à partir de l'information restant après la création de CP1. Ce processus est répété pour le même nombre de composantes principales que le nombre initial de bandes. La majorité de l'information est contenue dans les trois premières composantes soit ACP1, ACP2 et ACP3 (Liang, 2004 ; Mather, 2004 ; Campbell, 2006). A cet effet, il est possible de réduire les dimensions des données spatiales en conservant uniquement ACP1, ACP2 et ACP3 et de rejeter les autres. Le rôle des ACP est très important dans l'interprétation des données, par exemple, au lieu d'afficher une composition en fausse couleur en utilisant les données multispectrales des trois bandes du visible, il est possible de la faire en utilisant les trois premières ACP. Ceci permet d'identifier les différences spectrales du territoire et de faciliter la sélection des différentes classes pour un traitement de classification (Mather, 2004). L'inconvénient principal de l'ACP est l'incapacité à comparer les valeurs des ACP entre les images. Ceci est dû aux caractéristiques spécifiques de l'image (la corrélation inter-bandes et la covariance définie par la transformation), ce qui limite leurs utilités dans la comparaison d'images multiples (Mather, 2004). Toutefois, cet inconvénient ne s'étend pas à l'utilisation des caractéristiques texturales sur les composantes principales.

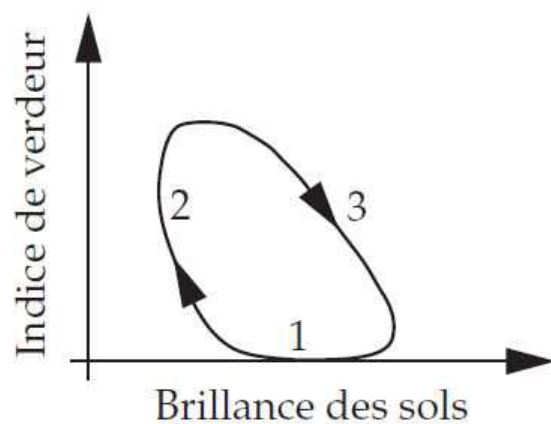
6.3. Transformation "*Tasseled Cap*"

La transformation *Tasseled Cap* (TC) a été introduite par Kauth et Thomas (1976) pour la première fois comme une transformation de données du capteur MSS de Landsat. Des travaux de mise à jour de cette transformation ont été menés par Crist et Cicone (1984) et Crist (1985) pour utiliser les données TM de Landsat. Elle permet de donner des informations sur la brillance (*Brightness*) des sols, la verdure (*Greenness*) de la végétation et l'humidité (*Wetness*) du sol et/ou la végétation, ce qui donne un avantage dans les analyses multi-temporelles. Selon Caloz et Collet (2001), le TC représente une tentative intéressante d'intégrer les informations thématiques extraites de l'image dans un modèle cohérent de l'évolution de la couverture végétale (Figure 10).

L'idée maîtresse de la transformation *Tasseled Cap* est de représenter, dans un système orthogonal dont le premier axe se confond avec la droite des sols, les variables descriptives de la végétation, en d'autres termes, l'état phénologique : la végétation verte pour la phase de croissance et le jaunissement pour l'état sénescent.

De manière simpliste, le TC est une échelle d'analyse issue principalement par une analyse en composantes principales qui transforme les 6 bandes TM (Thematic Mapper) du satellite Landsat à trois composantes (3 Bandes) de caractéristiques connues (TB = brillance, TG = verdure et TW = l'humidité). La première composante (TB) est simplement la somme de toutes les valeurs des six bandes TM ce qui donne une bande sensible aux propriétés physiques qui affectent la réflectance totale (par exemple, les différences de tailles de particules de sol). La deuxième composante (TG), c'est la différence entre la somme des bandes du visible (TM 1, 2 et 3) et la bande du proche infrarouge (TM 4). Ce qui répond à la combinaison de l'absorption élevée de la chlorophylle dans les bandes visibles et de réflectance élevée de la structure des feuilles dans la bande proche infrarouge. La troisième composante (TW) est la différence entre la somme des bandes visibles et proche infrarouge (TM 1, 2, 3, et 4) et les bandes infrarouges moyennes (bandes TM 5 et 7) pour déterminer la quantité d'humidité détenue par la végétation ou le sol. Car les bandes infrarouges moyennes sont les plus sensibles à l'humidité du sol et des plantes.

Des études antérieures ont utilisé la transformation TC pour détecter les changements dans la biomasse forestière. Cohen *et al.* (1998) a comparé les valeurs de la brillance et de verdure entre les images Landsat MSS et ceux du capteur TM pour évaluer les changements de la biomasse forestière dans le Nord-Ouest du Pacifique de 1976-1991. La troisième composante TC donne une idée sur l'un des paramètres biophysiques importants (humidité) et qui est directement liée au stress de la végétation et la réduction de la biomasse (Jensen, 2000). Hansen *et al.* (1996) ont déterminé que les valeurs d'humidité étaient fortement corrélées à l'âge des peuplements forestiers.



Phase 1 : *Le sol se couvre progressivement de végétation, sa brillance diminue.*
Phase 2 : *L'indice de verdure augmente fortement lorsque le sol est totalement recouvert.*
Phase 3 : *La végétation est en sénescence, l'indice de verdure diminue.*

Figure 10 : Cycle d'évolution de la végétation verte en référence à la droite des sols selon Caloz et Collet (2001).

Conclusion

L'utilisation des techniques de télédétection pour l'extraction du contenu de l'information spectrale a commencé dans les années 1960, lorsque le contexte théorique lié aux propriétés physiques de la matière et de l'énergie-matière interactions a été créé. La démonstration de la faisabilité de la télédétection et les méthodes de traitements d'images satellitaire n'est pas nécessaire à démontrer, car depuis la mise en œuvre des instruments passifs et actifs de télédétection, leurs utilisations dans l'ensemble des domaines n'ont pas cessé d'augmenter. L'amélioration des capacités techniques et la performance des capteurs de télédétection (résolution spectrale et spatiale) a conduit vers l'utilisation de diverses méthodes de traitement d'image plus précises et plus flexibles offrant des analyses plus cohérentes. Bien que les progrès futurs dans la technologie des capteurs et des techniques de traitement doivent progresser en parallèle, les archives croissantes des données de télédétection permettent des analyses chronologiques sur l'observation et le suivi des sols, notamment les milieux naturels.

CHAPITRE II

DÉTECTION DES CHANGEMENTS ET ESTIMATION DES ATTRIBUTS FORESTIERS PAR TÉLÉDÉTECTION

Introduction

La télédétection est présente dans plusieurs domaines tels que la cartographie des zones humides (Roshier et Rumbachs, 2004), l'analyse d'habitat naturel (Hyde *et al.*, 2006), les études sur la biodiversité (Gillespie *et al.*, 2008 ; Duro *et al.*, 2007 ; Turner *et al.*, 2003 ; et Nagendra, 2001), les inventaires forestiers (Ardö, 1992 ; West, 1995 ; Cohen *et al.*, 2001 ; Franco-Lopez *et al.*, 2001 ; Foody *et al.*, 2003 ; McRoberts et Tomppo, 2007 ; Powell *et al.*, 2010 ; Gasparri *et al.*, 2010), la gestion des incendies et l'évaluation de leurs effets (Chuvieco et Kasischke, 2007) et enfin la cartographie de la végétation et les types de couverture végétale dans le monde entier (Cherrill *et al.*, 1994 ; Muldavin *et al.*, 2001).

Dans ce chapitre nous allons présenter une synthèse sur les méthodes de détection des changements en milieu forestier et l'utilisation de la télédétection dans les inventaires et la cartographie des attributs structurels des écosystèmes forestiers.

1. TELEDETECTION DES CHANGEMENTS

1.1. Changements au niveau du couvert forestier

Le changement est défini comme étant le mouvement spatial d'une entité végétale pour un certain laps de temps. En effet, c'est une altération des composantes de surface du couvert végétal (Coppin *et al.*, 2004). Les changements en forêt se produisent constamment et à différentes échelles. Au niveau de l'arbre individuel, les propriétés biochimiques et biophysiques peuvent varier selon les conditions d'environnement, et l'apparence physique selon la phénologie et les perturbations qui peuvent toucher l'arbre.

Au niveau des unités de gestion, le couvert forestier peut changer en fonction de l'application des travaux sylvicoles (éclaircie, coupe de régénération), c'est-à-dire par rapport à la forme (bande vs trouées), les dimensions et l'intensité des travaux et des coupes, ce qui provoque des variations horizontales et verticales dans les peuplements forestiers. Au niveau du bassin versant, Les changements environnementaux et climatologiques, causent souvent des changements de la forêt, à des échelles plus fines que l'écosystème. Les changements à ce niveau, peuvent être évalués par exemple par les indices de fragmentation (Gong et Xu, 2003). Les causes de ces changements sont classées habituellement par leurs origines soit (1) naturelles ou (2) humaines.

Dans les écosystèmes forestiers fragilisés tels que les forêts des régions semi-arides font ressortir la dominance du changement d'origine naturelle (sècheresse) accentuée par la pression anthropique vue le mode socioéconomique où l'activité principale est l'élevage. Le taux de changement peut être dramatique tel que les coupes d'exploitations et déforestations (coupe de régénération, coupe illicite), les incendies et les attaques d'insectes défoliateurs, comme il peut être subtil, tel que le cas de la croissance végétale. Le tableau I montre les principaux types de changements au niveau de la forêt, leur durée et leur prolongement spatial, leur taux sur une base journalière (Gong et Xu, 2003).

Tableau I : Types de changement au niveau de la forêt et leur taux de changement temporel, spatial sur une base journalière. Tiré de Gong et Xu (2003).

Type de changement	Durée	Prolongement spatial	Taux
Phénologie	Jours – mois	Tous les niveaux	Moyen
Régénération	Jours – décennies	Arbre individuel – placette	Lent
Adaptation climatique	Années	Tous les niveaux	Lent
Zone de chablis / Inondation	Minutes – heures	Arbre individuel – placette	Moyen – rapide
Feu	Minutes – jours	Tous les niveaux	Rapide
Maladie	Jours – années	Tous les niveaux	Lent – moyen
Attaque d'insectes	Jours – années	Tous les niveaux	Lent – rapide
Mortalité	Jours – années	Tous les niveaux	Lent – rapide
Pollution	Années	Placette – bassin versant	Rapide
Coupe / rajeunissement	Jours	Placette – bassin versant	Rapide
Coupe à blanc	Jours	Placette – bassin versant	Rapide
Plantation	Jours – décennies	Placette – bassin versant	Rapide

1.2. Détection des changements par télédétection

La détection du changement en télédétection est le processus qui permet d'identifier les différences d'états d'un objet ou d'un phénomène en effectuant sur lui des observations à plusieurs dates (Lu *et al.*, 2003). Elle implique essentiellement la capacité de quantifier les effets temporels en utilisant des ensembles de données multi-temporelles, c'est-à-dire représentant la même scène à des dates différentes.

La détection des changements au niveau de la couverture terrestre et des forêts est l'une des principales applications de la télédétection spatiale (Sader *et al.*, 2003), l'imagerie satellitaire est bien adaptée pour le suivi spatio-temporel des écosystèmes forestiers, Ce qui a poussé la communauté scientifique à essayer la télédétection comme une meilleure alternative afin de surveiller les changements des forêts (Nelson, 1983 ; Hame *et al.*, 1998 ; Olsson, 1995 ; Coppin et Bauer, 1996 ; Franklin *et al.*, 2000 ; Hayes et Sader, 2001 ; Coppin *et al.*, 2004).

La disponibilité d'un bon nombre d'archives d'images satellitaires a permis le développement de plusieurs méthodes de détection des changements. Par exemple, des archives existant depuis les années 1970 pour les capteurs sur la plate-forme satellitaire Landsat (Arvidson *et al.*, 2006) et depuis les années 1999 et 2002 respectivement pour les images MODIS Terra et Aqua (Xiong *et al.*, 2006). Il y a donc un grand nombre de projets à travers le monde visant le suivi et la quantification de la dynamique spatio-temporelle de l'occupation du territoire et la dégradation du couvert forestier sous l'effet de différents facteurs (Barisano, 1990 ; Boureau et Ratte, 1990 ; Remmel et Perera, 2001 ; Galochet *et al.*, 2002 ; Boivin *et al.*, 2002 ; Jaiswal *et al.*, 2002 ; Volcani *et al.*, 2005).

En plus de cette masse de données assez appréciable à l'échelle mondiale le développement de plusieurs algorithmes de détection des changements et les performances de l'outil informatique ont permis la création de la discipline de *télédétection des changements*.

Des efforts significatifs ont été consacrés à l'élaboration et la comparaison des méthodes de détection des changements on utilisant les données de télédétection. Une revue bibliographique sur les méthodes de détection des changements est disponible par les travaux de Singh (1989), Coppin et Bauer (1996), Lunetta et Elvidge (1999), Mas (1999), Jensen (2004), Coppin *et al.*, (2004) et Lu *et al.*, (2003).

1.2.1. Différentes méthodes de détection des changements

La détection des changements implique l'analyse de deux images «ou plus» acquises dans la même zone géographique à deux moments différents. On se base sur l'hypothèse que les changements de l'occupation du sol se traduisant en variations de la radiance et que ces variations sont importantes en comparaison à celles causées par d'autres facteurs (condition atmosphérique, inclinaison solaire, humidité du sol ou l'état phonologique de la végétation) (Mas, 2000). Elles varient entre les méthodes simples et les méthodes avancées, offrant ainsi, une complexité et une divergence dans le principe, les avantages et

les inconvénients pour chacune des méthodes de détection des changements. A titre d'exemple et sans entrer dans le détail comparatif de ces méthodes, nous résumons ici quelques grandes catégories de détection des changements déjà citées par Lu (2003) :

- (I) **La catégorie algébrique** inclue les méthodes de différenciation des images et des indices de végétations, la régression d'image, l'analyse vectorielle des changements. Elles sont relativement simples, directes, faciles à appliquer et à interpréter, mais elles ne peuvent pas fournir des matrices d'information complète du changement. Il est à noter que la caractéristique commune pour cette catégorie est la sélection des seuils adaptés pour identifier les zones de changements. La bonne identification des changements est en fonction des bons choix des bandes d'images, des indices de végétation et des seuils de changement.
- (II) **Les transformations** qui incluent les ACP, *Tasseled Cap*, Gramm-Schmidt (GS), et Chi-carré. L'avantage de ces méthodes est la réduction de la redondance des données entre les bandes pour concentrer l'information liée aux différentes composantes dérivées. Cependant, elles ne peuvent pas fournir les matrices de changement détaillées et nécessitent la sélection des seuils de changements des zones modifiées. Un autre inconvénient est la difficulté d'interpréter et d'étiquetage des informations de modifications sur les images transformées. Les transformations *Tasseled Cap* et PCA sont souvent les plus utilisées contrairement au GS et Chi-carré en raison de leur complexité relative ainsi que la non disponibilité dans la plupart des logiciels commerciaux de traitement des images de télédétection.
- (III) L'usage de la **classification** comme catégorie englobe l'ensemble des méthodes de comparaison post-classification, dirigée et non dirigée, la combinaison de l'analyse spectrale temporelle « *Spectral-temporal combined analysis* », les méthodes hybrides par exemple (la classification des ACP...etc.) et enfin la classification par les réseaux neuronaux. Ces méthodes sont basées sur les résultats des images classées, dans lesquelles la qualité et la quantité des données des échantillons d'entraînement sont cruciales pour produire de bons résultats de classification.

L'avantage majeur de ces méthodes est la capacité de fournir une matrice de changement (frome-to) et de réduire l'impact de différences atmosphériques et environnementales entre les images multi-temporelles. Toutefois, la sélection des échantillons d'entraînement de haute qualité pour la classification est souvent difficile. La classification très précise avec des images anciennes est difficile surtout si les données de qualité des échantillons d'entraînement ne sont pas disponibles. Ceci conduit souvent à des résultats insatisfaisants dans la détection des changements.

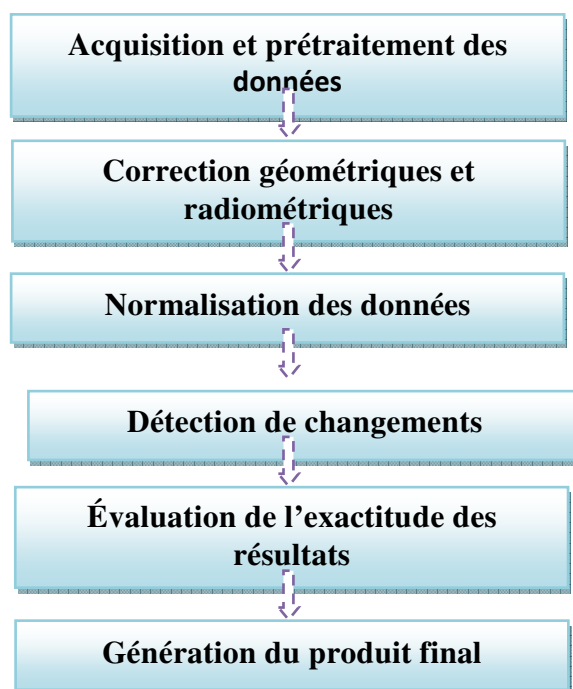
- (IV) ***Catégorie des méthodes avancées*** : elle regroupe le modèle de réflectance de Li-Strahler, le modèle de mélange spectral «*Spectral mixture models* » et les modèles d'estimation des paramètres biophysiques. Dans ces méthodes les valeurs de réflectance image sont souvent converties à des paramètres physiques de base à travers des modèles linéaires ou non linéaires. Les paramètres transformés sont plus intuitifs par apport à la signature spectrale pour interpréter et mieux extraire des informations sur la végétation. L'inconvénient de ces méthodes est la lourdeur du traitement et la difficulté de développer des modèles appropriés pour la conversion de valeurs de réflectance aux paramètres biophysiques.
- (V) ***Catégorie des SIG*** : elle consiste à détecter les changements par l'utilisation des SIG et les techniques de la télédétection. Le point fort de ces méthodes est l'intégration des données attributaires dans les applications de détection des changements. Cependant les données de format et de précision différentes affectent souvent les résultats de détection des changements.
- (VI) ***L'analyse visuelle*** : cette catégorie comprend l'interprétation visuelle des images multi-temporelles directement sur l'écran. Cette méthode nécessite une bonne expertise de l'analyste. Elle demande beaucoup de temps pour la détection des changements dans les régions à grande superficie, ainsi elle présente une difficulté de faire des mises à jour et de fournir des trajectoires de changement détaillées.

(VII) *Méthodes peu utilisées* : Lu (2003) a regroupé quelques méthodes de détection des changements peu utilisées dans la pratique (Mesure de dépendance spectrale, les méthodes basées sur les statistiques spatiales,..etc.) où il n'a pas pu les attribuer à l'une des catégories indiquées ci-dessus.

Plusieurs auteurs décrivent la forêt comme une mosaïque de parcelles (Lowell, 1994 ; Lowell *et al.*, 1996 ; Gilbert et Lowell, 1997 ; Kleinn, 2000). Lowell (1994) suggère que les forêts devraient être représentées en utilisant des méthodes des ensembles flous, plutôt que d'utiliser des cartes thématiques classiques résultantes des classifications des pixels par des méthodes traditionnelles. A cet effet, d'autres techniques de classification telle que l'approche multi échelle orientée-objet ont commencé à prendre place dans les projets de cartographies des changements notamment dans le milieu forestier (Hall et Hay, 2003) grâce à la disponibilité des logiciels spécialisés et une multitude d'algorithmes spécifiques pour la segmentation des images.

1.3. Règles nécessaires pour la réussite d'un projet de détection changement

Lunetta et Elvifge (1998) ont schématisé six étapes essentielles dans un processus général de la détection des changements (Figure 11). Il est remarquable de soulever pour certaines méthodes de détection des changements (l'ensemble des méthodes algébriques) l'exigence de faire des prétraitements de normalisation radiométrique à l'ensemble de la série multi-temporelles, contrairement à d'autres méthodes (post-Classification) qui contournent cette nécessité. Dans le douzième chapitre de son livre, Jensen (2004) a décrit en détail les étapes nécessaires pour la réussite des projets de détection des changements. Ces étapes nécessaires sont résumées et représentées dans le tableau récapitulatif suivant (Voir tableau II).



Source : Lunetta et Elvidge (1998)

Figure 11 : Étapes générales pour l'étude de la détection des changements.

Tableau II : Tableau récapitulatif des règles nécessaires pour la réussite d'un projet de détection changement par télédétection. Source : Jensen (2004) modifié.

Nature de la détection du changement
<p>Faire l'état des problèmes liés à la nature de la détection du changement :</p> <ul style="list-style-type: none"> • L'identification de la dimension de la zone d'étude ; • Sélection de la période de temps où le changement doit se produire (jours, mois année) ; • L'utilisation d'un système de classification bien établi et standardisé pour classifier la couverture du sol ou de leur utilisation. Par exemple : le système de classification LBCS (<i>American Planning Association Land-Bases Classification Standard</i>), le système NVCS (<i>National Vegetation Classification System</i>).
Considérations des systèmes de télédétection
<p>Il faut porter attention aux systèmes de télédétection :</p> <ul style="list-style-type: none"> • Les données devraient être acquises à partir d'un système qui récolte les données approximativement au même moment dans la journée ; • Acquérir les données à des dates anniversaires (exemple 1er novembre 2010, le 1^{er} novembre 2011) ce qui minimise l'influence de l'angle saisonnier du soleil ; • Les données de télédétection devraient être acquises avec la même résolution spatiale ; • Le géoréférencement avec précision d'au moins deux images est essentiel dans la détection du changement. L'erreur de la rectification devrait être $\leq 0,5$ pixel ; • Les images prises avec un angle de visée différent peuvent amener des problèmes de classification lorsqu'elles sont utilisées à des fins de détection du changement ; • l'utilisation du même capteur soit la même résolution radiométrique pour l'acquisition de toutes les données propres à l'étude.

Caractéristiques environnementales

Tout comme au niveau des considérations des systèmes de télédétection, les caractéristiques environnementales doivent être tenues en ligne de compte également.

- Il est préférable de laisser les variables environnementales (même conditions atmosphériques, une couverture nuageuse de plus de 20% n'est pas acceptable) les plus constantes possibles lors de la détection du changement ;
- faire une correction atmosphérique afin d'enlever l'atténuation atmosphérique ;
- Dans le cas où la correction atmosphérique n'est pas possible une normalisation radiométrique est fortement recommandée ;
- L'humidité du sol devrait être identique pour toutes les dates d'acquisition de données par télédétection, car une seule date d'humidité ou de sécheresse extrême peut influencer le bilan spatio-temporel;
- Respecter au maximum les stades phénologiques de la végétation par la sélection des données de télédétection à des dates anniversaires.

Extraction de l'information

Cette étape est le traitement des données de télédétection pour extraire l'information sur le changement.

- D'abord faire les prétraitements nécessaires aux données de télédétection (correction géométrique, correction radiométrique ou normalisation radiométrique) ;
- Procéder au choix d'un algorithme approprié pour la détection des changements en fonction de l'objectif de l'étude de changement. Le choix de l'algorithme, aura un impact direct sur le type de classification d'image et dictera si l'information sur le type du changement (*from-to*) peut être extraite des images.

Étude de précision et vérification des hypothèses

Cette dernière étape consiste à faire une étude de précision sur les résultats obtenus.

- Il faut faire la sélection d'une méthode : mesures statistiques et/ou confiance qualitative ;
- La sélection d'un schéma d'échantillonnage et la détermination du nombre d'échantillons requis par classes thématiques ;
- Calculer la matrice d'erreur de détection du changement ;
- Prendre une décision finale qui accepte ou qui rejete les hypothèses établies au départ selon la précision et la qualité des matrices d'erreurs établies.

1.4. Évaluation de la précision

L'évaluation de la précision cartographique est très importante pour la compréhension des résultats obtenus. La validation des résultats d'un projet de détection de changement par les données de télédétection peut prendre la forme d'une matrice d'erreurs semblable à celle utilisée lors de la validation d'une classification mono-date (Congalton, 1991). Cependant, les éléments les plus communs comprennent l'évaluation de l'exactitude de la précision globale, la précision de production, l'exactitude de l'utilisateur et le coefficient Kappa. La littérature procure de l'information détaillées sur les méthodes de calcul de ces éléments (Congalton *et al.*, 1983 ; Hudson et Ramm, 1987 ; Congalton, 1991 ; Janssen et Vander Wel, 1994 ; Kalkhan *et al.*, 1997 ; Congalton et Green, 1999 ; Foody, 2002). Congalton et Green (1999) ont donné un aperçu complet non seulement sur les concepts de l'évaluation de la précision mais ils ont discuté aussi le plan d'échantillonnage de la collecte des données, l'élaboration et l'analyse d'une matrice d'erreurs avec des exemples pratiques pour l'évaluation de la précision issue de données de télédétection.

2. ESTIMATION DES ATTRIBUTS FORESTIERS PAR TELEDETECTION

L'estimation des variables biophysiques de la forêt (attributs forestiers) comme la hauteur, le diamètre, la densité, l'âge...etc., est très important. Elles sont très demandés par les gestionnaires forestiers, les planificateurs et les décideurs politiques pour une estimation de volume et de biomasse, soit en d'autres termes la comptabilisation du carbone (Labrecque *et al.*, 2006). En plus de l'estimation des réserves de puits de carbone, ces informations sont nécessaires, au niveau national et mondial, pour la modélisation du climat, les cycles biogéochimiques, et l'habitat faunique (Franklin *et al.*, 2000). Le besoin croissant pour le suivi des attributs forestiers a exercé une pression supplémentaire sur les méthodes modernes d'estimation des réserves de puits de carbone (Labrecque *et al.*, 2006).

Les méthodes traditionnelles de l'inventaire forestier impliquent des études de terrain détaillées, qui prennent beaucoup de temps pour leurs réalisations, des coûts très élevés avec un manque d'uniformité et de précision des résultats d'inventaires. La télédétection a permis le suivi et l'examen des propriétés des écosystèmes forestiers et leur variabilité interannuelle à plusieurs échelles (Zheng *et al.*, 2004).

La capacité des différents capteurs à fournir des données liées aux attributs biophysiques et biochimiques de la végétation a permis d'utiliser la télédétection comme un outil opérationnel pour soutenir les données d'inventaire (Iverson *et al.*, 1989). Franklin (1999) a résumé l'approche générale pour l'estimation des variables forestières (densité, hauteur, fermeture du couvert, surface terrière volume...etc.) par télédétection comme suit :

- ✓ Mettre en place un certain nombre de sites d'observation sur le terrain dans une zone forestière ;
- ✓ Recueillir des informations sur l'état des forêts sur ces sites ;
- ✓ Acquérir des images des sites ;
- ✓ Localiser les sites sur l'image ;
- ✓ Extraire les données de télédétection à partir de ces sites ;
- ✓ Développer un modèle concernant le terrain et des données spectrales, et enfin,
- ✓ Utilisez le modèle pour prédire des paramètres forestiers pour tous les pixels forestiers en fonction des données spectrales.

En règle générale, l'objectif est d'estimer les attributs forestiers grâce à l'analyse des modèles statistiques qui vont décrire les relations entre des données d'inventaire et les données de télédétection disponibles. En d'autres termes, les données de télédétection sont considérées comme des facteurs prédictifs (variables indépendantes) des paramètres forestiers. L'application des modèles issus de l'analyse statistique peut être utilisée pour cartographier les attributs forestiers sur l'ensemble des pixels de l'image classée comme couvert forestier. Dans les sections qui suivent nous allons mettre l'accent sur l'apport des photographies aériennes et la télédétection dans l'estimation des attributs forestiers et la gestion forestière.

2.1. Photographie aérienne

La photographie aérienne est considérée comme le mode de télédétection passive le plus répandu. La photographie aérienne a joué un rôle déterminant dans le développement des cartes de structures forestières par le biais de l'approche photogrammétrique et l'interprétation des photos directes par des moyens manuels (par exemple, le calcul de la hauteur de parallaxe ou des ombres, l'estimation de la fermeture du couvert.).

La première tentative de leur utilisation comme un outil de télédétection en foresterie a été faite en 1887 dans les environs de Berlin (Kangas et Maltamo, 2006). L'objectif était d'examiner la possibilité de préparer des cartes forestières à partir de photographies aériennes et, en outre, de classer et de décrire la forêt, sur la base d'un examen visuel des photographies. Les premières applications forestières de la photographie aérienne ont été limitées aux enquêtes de localisation et au soutien logistique pour les équipes sur le terrain. Depuis ce temps, les photographies aériennes ont été de plus en plus utilisées à différentes échelles pour la gestion forestière et la cartographie de la stratification de la forêt.

Actuellement, les photographies aériennes sont couramment utilisées dans l'inventaire des grands massifs forestiers en Amérique du Nord, en Scandinavie et dans les forêts tropicales. Dans d'autres pays en voie de développement, l'utilité des photographies aériennes pour les inventaires forestiers reste une question controversée. La photo-interprétation par la mise en scène du couple stéréoscopique est actuellement une compétence très prisée et très demandée dans le secteur des ressources naturelles. Pour la caractérisation qualitative du couvert forestier, la photographie aérienne est un moyen très efficace telle que la discrimination entre les peuplements conifères et les peuplements feuillus (Spurr, 1960). L'implication des photographies aériennes dans les travaux d'estimation du volume de bois est très ancienne. Pape (1950, 1962) *in* Kangas et Maltamo (2006) a recommandé la construction de tables aériennes du volume des peuplements forestiers sur la base des variables indépendantes telles que la hauteur du peuplement, la fermeture du couvert et le diamètre de la couronne. D'après Kangas et Maltamo (2006), cette idée a été mise en œuvre par plusieurs chercheurs (Gingrich *et al.*, 1955 ; Moessner, 1960). Ensuite, Stellingwerf (1973), a proposé d'utiliser les mesurées dendrométriques des parcelles terrestres témoins pour réduire le biais associé à ces tables de volume. Dans le but de préciser les volumes par peuplements, Lowell (1997) a utilisé des photos à une grande échelle. Ces dernières ont été combinés à la fois aux données de densité (extraite par un traitement numérique) et à la hauteur des peuplements qui ont été pris sur terrain. Il obtint des résultats significatifs pour le volume de bois estimé avec un coefficient de détermination égale à 68 %. La grande échelle a permis aux photographies d'être utilisées à des fins très spécialisées telles que l'inventaire forestier (Aldred et Lowe, 1978), le suivi de la mosaïque de communautés végétales herbacées et ligneuses après la réalisation des travaux de dégagement des plantations forestières (épinettes) (Douglas *et al.*, 2000), la cartographie de la défoliation causée par les insectes nuisibles et (Hall *et al.*, 1983), le suivi de la régénération (Hall et Aldred, 1992).

Avec les progrès et les améliorations technologiques dans le domaine de la photographie (résolution optique améliorée, nouveaux capteurs numériques aériens, GPS intégré, des supports de caméra gyro-stabilisés...etc.), la qualité de la photo peut être facilement contrôlée, ce qui aura une influence significative sur l'exactitude de l'information qui sera utilisée comme un critère de décision dans la gestion forestière (Fent *et al.*, 1995). A cet effet, d'autres visions s'implantent pour le suivi des travaux forestiers avec des photographies aériennes numérisées (Meyer *et al.*, 1996 ; Bolduc *et al.*, 1999), des photographies numériques prises par satellite (King *et al.*, 1999) et des produits orthophoto- graphie (Duhaimé *et al.*, 1997).

La photographie aérienne présente des limites pratiques (coûts élevés des missions de photographie aérienne, mission espacée dans le temps entre 10 à 20 ans, un effort considérable sur le plan photogrammétrique pour la mise en œuvre des corrections nécessaires). En plus, cette technique exige à la base une grande précision géométrique qui nécessite la présence de points de contrôle (Capellini *et al.*, 1991), une condition très difficile à réaliser sous un couvert forestier dense (Toth et Krupnik, 1996). L'acquisition de photographies aériennes pour l'utilisation dans le secteur forestier doit d'abord être étudiée d'une façon astucieuse en se référant à l'altitude (échelle de la photo désirée), type d'émulsion (panchromatique noir et blanc,..etc), type de point de vue (par exemple, vertical, oblique), type de caméra (par exemple, système métrique, panoramique) (Jensen, 2000). Ce qui met d'avantage le choix des photos en fonction des ressources financières disponibles.

2.2. Télédétection spatiale

Le développement de capteurs non photographiques, l'application de la photogrammétrie numérique, la généralisation des systèmes d'information géographique et la disponibilité de base de données satellitaires libres ont élargi la portée et l'utilité des techniques de télédétection pour la cartographie et la classification des forêts. La télédétection spatiale est considérée comme une des meilleures alternatives pour la cartographie des écosystèmes forestiers. En plus des données acquises dans le visible, les capteurs satellitaires donnent des enregistrements dans le proche infrarouge et le moyen infrarouge ce qui est plus adapté à la cartographie du couvert végétal.

L'image de la télédétection satellitaire a fait ses preuves pour l'extraction des attributs forestiers des peuplements forestiers tels que l'estimation de l'âge et la structure des forêts (Cohen *et al.*, 1995), l'estimation et la cartographie de densité et de volume de bois (Franco-Lopez *et al.*, 2001), la modélisation des attributs du couvert forestier (Cohen *et al.*, 2001), La cartographie des perturbations des forêts (Healey *et al.*, 2005) et l'estimation de la biomasse (Labrecque *et al.*, 2006 ; Powell *et al.*, 2010). Roberts *et al.* (2007) ont donné un aperçu complet des techniques de télédétection pour l'évaluation de la structure de la forêt, en examinant le rôle des capteurs à la fois actifs et passifs à différentes échelles spatiales. Il faut signaler aussi que les données radar ont également permis l'estimation des variables biophysiques des milieux forestiers depuis des décennies (Durden *et al.*, 1989 ; Chauhan *et al.*, 1991 ; Dobson *et al.*, 1995).

Les contraintes de temps, de coût et de précision des inventaires traditionnels sont à l'origine de la recherche d'innovations technologiques afin de contribuer à l'efficacité des mesures, des estimations et à même de faciliter la production et la distribution d'une gamme croissante de données d'inventaires et de produits dérivés (McRoberts et Tomppo, 2007). Depuis la mise en place des premiers capteurs satellitaires multi bandes Landsat (MSS) de nouvelles méthodes sont entrées rapidement dans les inventaires forestiers nationaux (Tomppo *et al.*, 2008). La combinaison des données de télédétection, l'utilisation des systèmes d'informations géographiques et la modélisation sont souvent utilisées en appui aux études écologiques et aux applications de portée spatiale et temporelle (Cohen et Goward, 2004). Les applications de la télédétection spatiale en vue de l'estimation des variables continues de l'inventaire forestier ont été largement influencées par l'estimation des modèles statistiques, contrairement à la classification, qui est généralement inspirée par une compréhension statistique (Franklin, 1999).

La télédétection et les différentes méthodes de modélisation ont été largement utilisées dans les études d'inventaires forestiers. Parmi ces méthodes, on retrouve l'analyse de la régression (Ardö, 1992 ; Franklin et McDermid, 1993 ; West, 1995 ; Salvador et Pons, 1998,a, b ; Lu, 2005; Smith et Milon, 1999) et les méthodes spécialisées telles que la méthode k-nearestueighbors (Franco-Lopez *et al.*, 2001, Mäkelä et Pekkarinen, 2004 ; McRoberts et Tomppo, 2007 ; Tomppo *et al.*, 2008), les réseaux de neurones (Foody *et al.*, 2003) et la logique floue (Triepke *et al.*, 2008).

En plus de l'utilisation directe des bandes originales de capteurs satellitaires, les indices de végétation et la transformation *Tasseled Cap* sont fréquemment utilisés pour relier l'information spectrale aux paramètres forestiers et ceci par le développement de relations directes (Cohen *et al.*, 2001 ; Powell *et al.*, 2010).

Le Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) est devenu un indice largement utilisé pour la dérivation d'informations sur la végétation, comme le couvert forestier à partir des données de télédétection (Foody *et al.*, 2003), particulièrement pour les couverts ayant un indice de surface foliaire (ou leaf area index, LAI) de 3 ou moins. Pour leur part, les données *Tasseled Cap* sont largement utilisées dans la cartographie de la végétation et les applications de surveillance. Ces deux indices sont employés dans plusieurs travaux d'estimation des variables biophysiques de la forêt tels que l'âge (Cohen *et al.*, 1995), la densité et le volume de bois (Franco-Lopez *et al.*, 2001), l'estimation de la biomasse (Powell *et al.*, 2010). L'utilisation de la télédétection satellitaire pour la cartographie des variables biophysiques des forêts en régions semi-arides et savanes a déjà été traitée par Franklin et Hiernaux (1991), Larsson (1993) et Gasparri *et al.* (2010).

Les données issues des capteurs des satellites modernes ont montré aussi des capacités opérationnelles dans l'inventaire forestier grâce à leurs résolutions spatiales fine (Leckie *et al.*, 2003). Il s'agit des images à très haute résolution spatiale (THRS) telles que les images des satellites Ikonos et QuickBird. Ces images offrent une alternative très intéressante à la photographie aérienne numérique et aux images qualifiées de la résolution moyenne et grossière. Dans le secteur forestier, l'imagerie satellitaire à THRS peut être utilisée à des fins de planification forestière, mais le coût élevé et le problème de gestion de leurs grandes variabilités spectrales ont empêché leurs utilisations à de grandes échelles. Les données spatiales, comme la texture, sont aussi utilisées comme des variables indépendantes pour l'estimation des attributs forestiers. Elle sont considérées comme un critère clé lors de l'interprétation des informations visuelles sur la répartition spatiale de la végétation forestière (Franklin *et al.*, 2001). Les traitements sylvicoles comme le nettoyage, l'éclaircie, les coupes à blanc et la plantation ont une forte influence sur la structure spatiale de la forêt aménagée (Kuuluvainen *et al.*, 1996). De toute évidence, l'ajout de la texture améliore significativement la précision globale de la classification d'images (Cohen *et al.*, 1990 ; Franklin et Peddle , 1990 ; Franklin *et al.*, 2001, Wulder *et al.*, 1996). Les propriétés structurales et statistiques de textures proposées par Haralick (1973 - 1986) sont considérées comme une source d'information potentiellement importante pour la foresterie (Green, 2000). A titre d'exemple, des travaux sur la

séparation des peuplements forestiers ont été effectués par l'utilisation des données de texture (divergence) (Franklin *et al.*, 2000). L'âge, la structure des peuplements et la fermeture du couvert forestier ont été également étudiés par l'utilisation de la texture (Cohen *et al.*, 1990 ; St-Onge et Cavayas, 1997).

D'autres types de données de télédétection différentes de celle offertes par les capteurs optiques, sont aussi employés dans la gestion des écosystèmes forestiers et l'estimation des attributs forestiers. Il s'agit de données issues des capteurs actifs tels que le radar (Le Toan *et al.*, 1992 ; Ranson, 1996 ; Mitcharda *et al.*, 2011) et le LiDAR (Nelson *et al.*, 1988 ; Nilsson, 1996 ; Baltsavias, 1999 ; Bergen et Dobson, 1999 ; Harding, 2001). En plus de leurs pouvoirs de donner des images dans les conditions nuageuses et tempérées, ils offrent par rapport à la télédétection optique, une grande résolution temporelle et les dimensions physiques des objets peuvent être mesurées directement (Hyypä et Inkinen 1999). La combinaison de l'imagerie optique, les photographies aériennes numériques, avec des données LiDAR peuvent fournir une suite puissante de données pour extraire les informations nécessaires pour l'inventaire forestier (Leckie, 1990).

3. L'ESTIMATION DU VOLUME DE BOIS PAR TÉLÉDÉTECTION

L'étude et le suivi du potentiel forestier sont nécessaires pour assurer les pratiques sylvicoles basées sur le calcul de la possibilité annuelle par volume. En outre, le volume total d'un peuplement représente la somme des volumes individuels d'un groupe d'arbres de composition floristique et écologique homogène formant une unité spatiale intègre (Parent, 1990). Les informations requises au moment de l'inventaire forestier sont principalement la composition des espèces, le recouvrement, la hauteur, le diamètre à 1,30 m, coefficient de forme ...etc . Ces informations sont appliquées par la suite aux équations d'estimation du volume de bois. Les résultats de volume par arbre seront agrégés pour obtenir une estimation moyenne du volume du couvert forestier exprimé en $m^3 ha^{-1}$. La plupart des méthodes de cartographie des forêts impliquent le développement de relations empiriques entre les données spectrales des images satellites et les attributs du peuplement mesurés dans les parcelles d'échantillonnage (Franklin, 1986 ; Pühr et Donoghue, 2000 ; Foody *et al.*, 2003). L'estimation de volume est basée sur la compréhension des relations qui existent entre la réponse spectrale et le volume observé au niveau des placettes d'apprentissage ou d'entraînement. Les différences dans l'éclairage et l'ombrage du couvert forestier sur l'image sont fortement liées à l'estimation du volume de bois (Lu *et al.*, 2004).

Pour une estimation de volume de bois par télédétection, il faut tout d'abord faire une interprétation des données de télédétection relative au couvert forestier. Ceci exige une connaissance des facteurs qui influent sur les propriétés optiques de ce couvert forestier (Guyot *et al.*, 1989). Ces derniers peuvent être *internes* (la géométrie du couvert, les propriétés optiques de l'arrière-plan (soit le sous-bois)) ou *externes* (la taille de la zone d'étude, l'orientation, l'inclinaison du capteur par rapport à la surface de la terre, l'élévation du soleil, la vitesse du vent et la nébulosité.) du peuplement forestier (Guyot *et al.*, 1989). La nature du terrain a également un effet sur la réflectance des peuplements forestiers (Civco, 1989). Des études antérieures ont montré que les bandes visibles sont fortement liées à la biomasse et au volume (Franklin, 1986 ; Roy et Ravan, 1996 ; Jakubauskas et Price, 1997). Les bandes infrarouges moyennes ont des relations fortement négatives avec le volume de bois sur pied (Ahern *et al.*, 1991 ; Ripple *et al.*, 1991 ; Ardo, 1992 ; Gemmell, 1995). Les longueurs d'ondes infrarouges moyennes ont été identifiées comme étant les plus sensibles aux changements de volume de bois des forêts et la réflectance dans ces région étant directement liée à l'ampleur de la fermeture du couvert (Butera, 1986 ; Horler et Ahern, 1986). Steininger (2000) a trouvé une relation significative entre la réflectance infrarouge moyenne et la biomasse aérienne des forêts à Manaus (Brésil), mais ces relations significatives n'ont pas été observées à Santa Cruz de la Sierra (Bolivie). Une raison possible, d'après l'auteur, que ces résultats contradictoires sont à l'origine de la faible inclinaison de l'angle solaire de l'image utilisée au niveau de la Bolivie. Les mêmes constatations du comportement divergent entre les relations des attributs forestiers (notamment le volume de bois) et la réponse spectrale ont été observées dans plusieurs zones différentes de la forêt tropicale (Lu *et al.*, 2004). Loin des forêts tropicales, des études sur des forêts semi-arides signalons un bon accord entre les données des capteurs du satellite Landsat (MSS, TM) et les mesures de volume de bois observé sur le terrain (Franklin et Hiernaux, 1991 ; Larsson, 1993 ; Gasparri *et al.*, 2010).

L'estimation globale des paramètres des peuplements forestiers, notamment le volume, à partir de données de réflectance Landsat TM a donné des résultats comparables aux méthodes traditionnelles d'inventaire de volume du bois (Franklin *et al.*, 1986). Gemmell (1995) a signalé de mauvaises relations entre le volume et la réponse spectrale. Cependant, Ripple *et al.* (1991), qui ont utilisé à la fois des données SPOT et TM, ont trouvé des relations significatives ($R^2 > 70$) entre le volume et les données de réflectance. La conclusion de plusieurs études sur les relations entre les paramètres forestiers des peuplements et leurs réponses spectrales varient en fonction des caractéristiques des zones

d'études (Horler et Ahern, 1986 ; Franklin *et al.*, 1986 ; Roy et Ravan, 1996 ; Jakubauskas et Price, 1997 ; Lu *et al.*, 2004).

4. PRÉCISION DE LA TÉLÉDÉTECTION DANS LES INVENTAIRES FORESTIERS

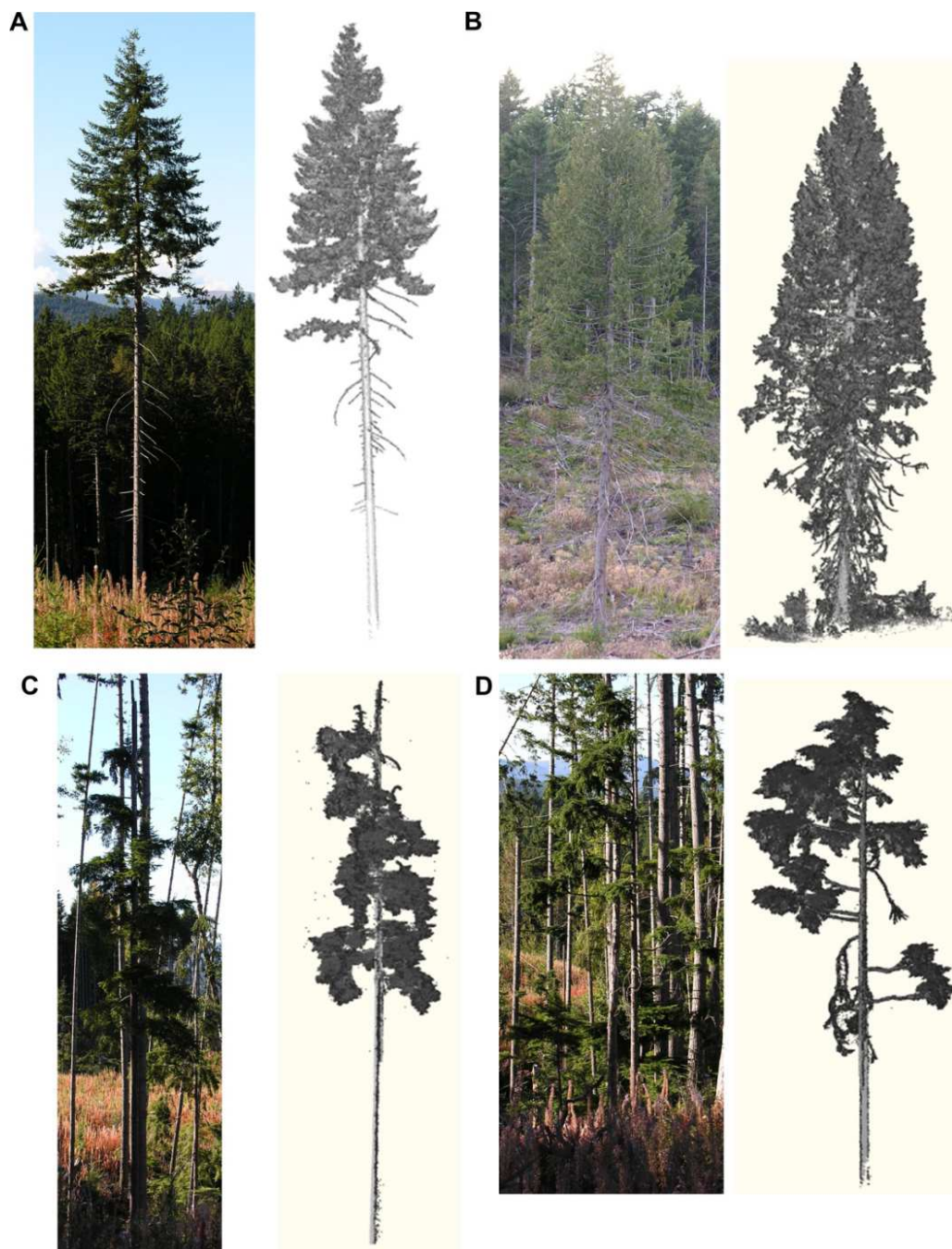
Lors de l'utilisation de la télédétection dans les inventaires forestiers, il faut peser les avantages, coûts et le niveau de la précision recherchée par rapport aux avantages de l'inventaire traditionnel. Si la télédétection est considérée comme bénéfique, il faut être pertinent dans le choix des données de télédétection à employer et de déterminer les différents types de résolutions (spatiales, spectrales, radiométriques et temporelles) les plus adaptés pour l'estimation des attributs forestiers par télédétection. Ces questions dépendent de la taille de la zone d'inventaire, de l'objectif de l'inventaire (cartographie, surveillance), du niveau de précision désiré (échelle de la région, échelle de l'arbre) et des coûts d'imagerie (gratuite, payante). En d'autres termes, si le but de l'inventaire, par exemple, est de localiser les zones forestières, des informations très détaillées ne sont pas forcément nécessaires. Dans ce cas, l'utilisation d'une résolution spatiale grossière et moyenne peut être recommandée. D'autre part, si le but est d'évaluer le potentiel au niveau de l'arbre isolé l'utilisation des images à très haute résolution spatiale et le LiDAR terrestre peuvent être les meilleurs choix. Des estimations approximatives des attributs biophysiques de la forêt à partir d'imagerie satellite peuvent être très utiles dans les zones forestières où aucune information n'est disponible (Hall *et al.*, 1998 ; Gerylo *et al.*, 1998). Pour de vastes zones forestières (échelle locale et régionale), les données satellitaires optiques se sont avérées très utiles pour la cartographie forestière et la généralisation des résultats d'inventaire sur le terrain (Nilsson, 1996 ; Reese *et al.*, 2002 ; Tomppo *et al.*, 2002). Des coefficients de corrélations très significatifs (supérieurs à 83 %) ont été obtenus entre le volume observé et les données de télédétection (TM Landsat) avec des erreurs jugées acceptables entre le volume observé (V_o) et le volume estimé (V_e) estimé à $46,5 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ (Ardö, 1992). Hagner (1990) a estimé les variables forestières d'un peuplement forestier (forêt boréale dans le nord de la Suède), en utilisant les données Landsat TM. Les précisions de prédiction, en termes de RMSE, étaient de 26% pour le volume moyen, 15% pour le diamètre moyen, et 21% pour l'âge moyen. Trotter *et al.* (1997) ont également étudié l'estimation de volume des peuplements en utilisant les données TM, les RMSE étaient de moins de $46 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$. Dans une autre étude utilisant la régression, l'RMSE de l'estimation du volume de bois des peuplements était seulement de 24% (soit $31 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) et ceci par l'utilisation des données XS du SPOT (Fransson *et al.*, 2001). L'estimation de volume de bois a été étudiée et

évaluée par l'utilisation de la méthode statistique kNN «k plus proche voisin» (Holmström et Fransson, 2003). Cette étude a donné des RMSE de 30% ($50 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) et 22% ($37 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) respectivement pour l'utilisation de la bande individuelle 4 du satellite spot et la combinaison des données optiques (spot) et radar.

Pour une bonne précision, plusieurs études suggèrent que le type le plus approprié des images de télédétection pour une gestion forestière fine à échelle de l'arbre, est représenté par les photos aériennes numériques et les images à très haute résolution spatiale (THRS) (Holopainen, 1998 ; Hyypä et Inkinen, 1999 ; Pitkänen, 2001 ; Wulder *et al.*, 1996 ; Franklin *et al.*, 2001 ; Leckie *et al.*, 2003). Pour des considérations purement de précisions, les applications du LiDAR aéroporté et terrestre dans le secteur forestier offrent les erreurs les plus faibles. Hyypä et Hyypä (1999) ont confirmé que les estimations des attributs forestiers par LiDAR sont plus précises que ceux obtenues avec d'autres méthodes d'inventaire par télédétection. Les applications du LiDAR aéroporté et terrestre dans le secteur forestier comprennent :

- la détermination des modèles d'élévations de terrain et de canopée avec une précision comprise entre 20 cm et 40 cm (Kraus et Pfeifer, 1998) ;
- l'estimation de la hauteur moyenne et du volume des peuplements (Næsset, 1997) ;
- l'estimation de la hauteur et du volume des arbres individuels (Hyypä et Inkinen, 1999) ;
- L'établissement des modèles architecturaux des arbres (Côté *et al.*, 2011) (Voir figure 12).

La hauteur des arbres individuels peuvent être mesurées avec une précision jusqu'à 50 cm à l'aide du LiDAR aéroporté et la photogrammétrie numérique, Or, la surface terrière et le volume des arbres au niveau du peuplement peut être obtenus avec un écart-type d'environ 10% (Hyypä et Hyypä 1999).



Source : Côté *et al.* (2011)

Figure 12 : Les photographies et les nuages de points inscrits pour : (A) Pin de Douglas, (B) Cèdre rouge de l'Ouest, et C et D, pour deux arbres de Pruche de l'Ouest.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons examiné comment la télédétection est très importante dans les travaux d'inventaire et de suivi des écosystèmes forestiers. Ce chapitre traite à la fois les capacités de la télédétection dans le suivi des changements des écosystèmes forestiers et la cartographie des attributs forestiers. A travers cette synthèse, on constate que le principal obstacle aux développements de méthodologies pour la réalisation des bilans spatio-temporels et l'estimation des attributs de la forêt, n'est pas forcément lié à la qualité des capteurs de télédétection, mais à notre incapacité de respecter les règles et les considérations à mettre en œuvre pour atteindre les objectifs et les niveaux de précisions recherchés.

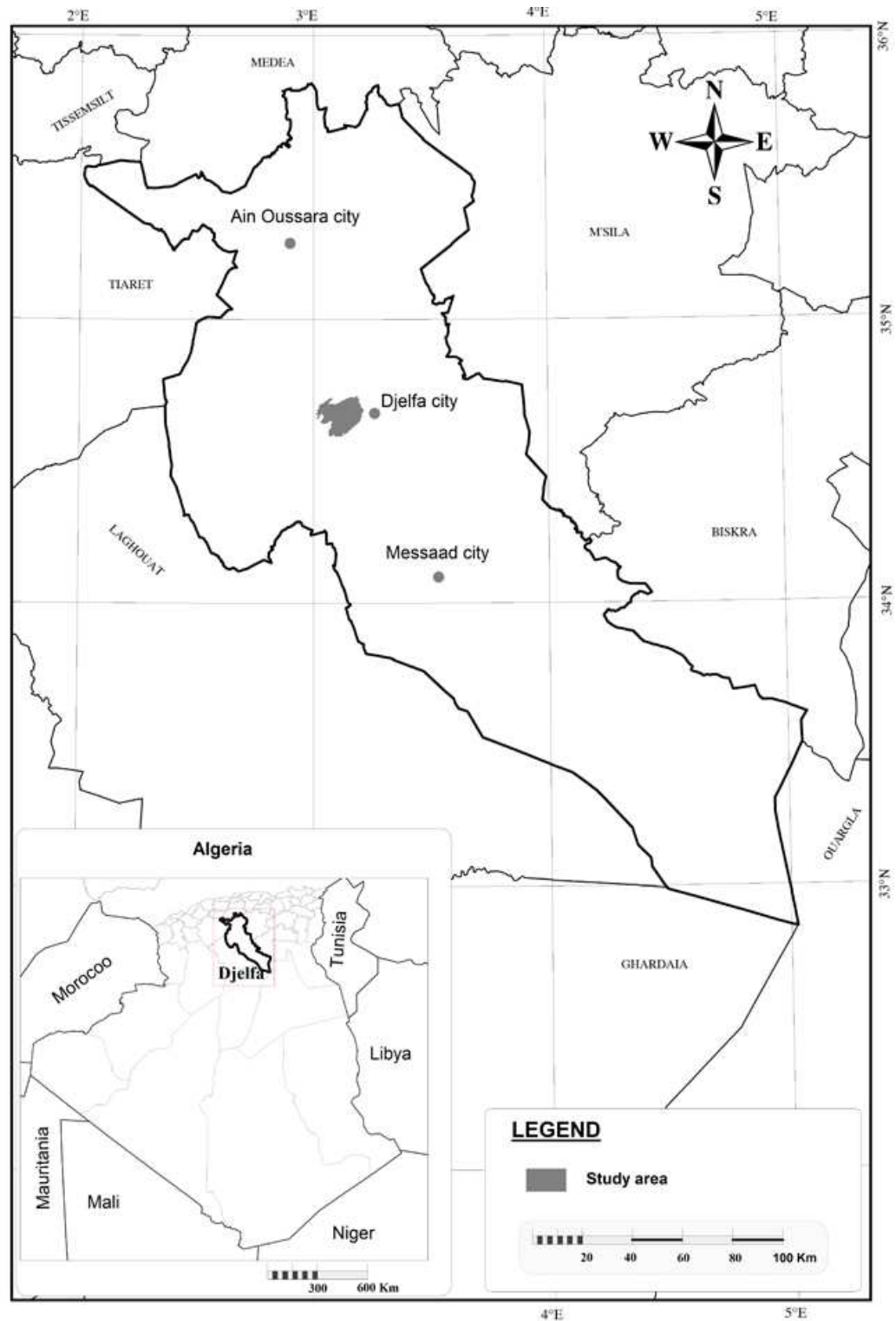
Le respect de ces règles doit être accompagné par un choix judicieux des données de télédétection (capteur, bandes spectrales, indices spectraux, date d'acquisition des images ...etc.) et des méthodes adéquates (détection de changement, méthode statistique de modélisation). La compréhension de l'influence des différentes caractéristiques de la zone d'étude sur les données de télédétection est la clé de réussite pour la généralisation des résultats de l'inventaire forestier. Donc, il est essentiel d'établir des relations cohérentes entre les variables biophysiques observées et les données spatiales. Ceci doit se traduire par une faible divergence entre les valeurs observées au niveau des placettes inventoriées et les valeurs estimées par l'utilisation des données spatiales.

CHAPITRE III
MATERIELS ET METHODES

1. PRÉSENTATION DE LA ZONE D'ÉTUDE

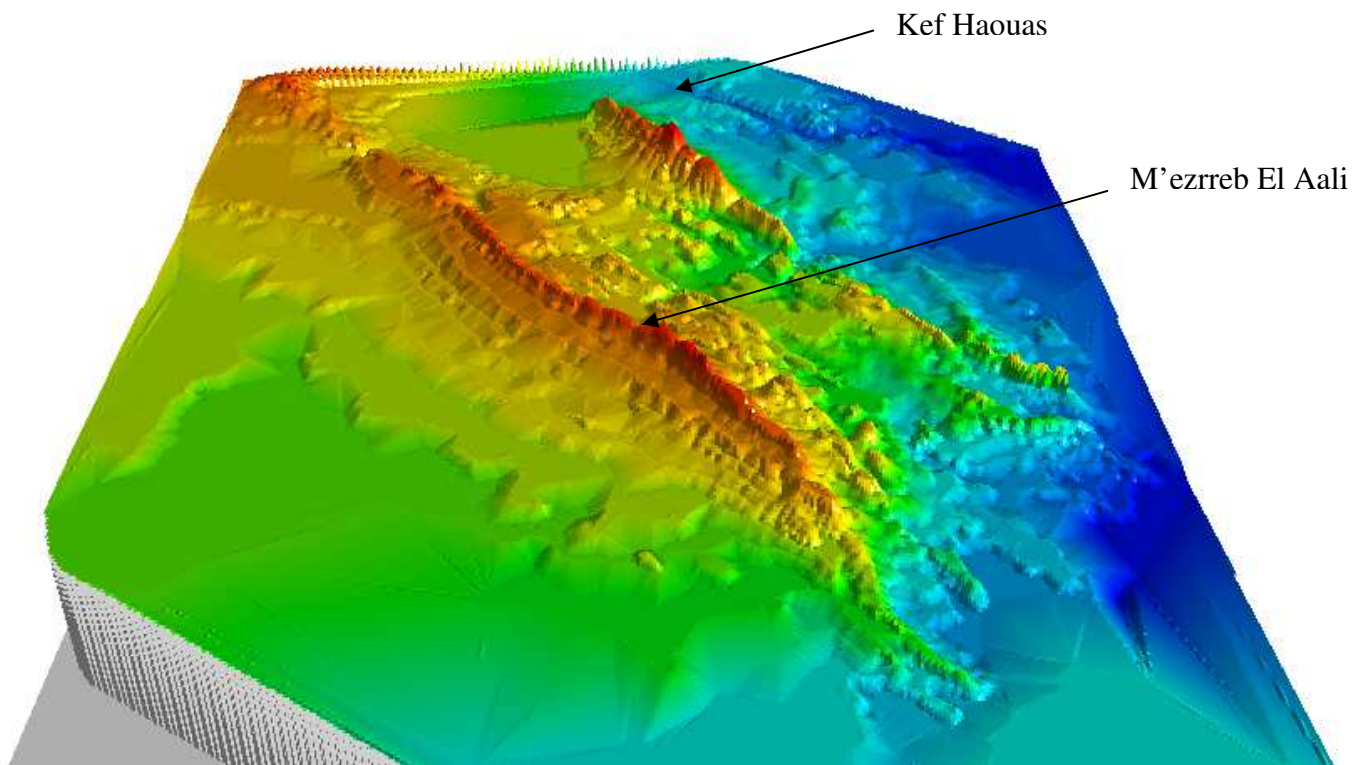
La forêt naturelle de Senalba Chergui est située dans la région centrale des monts des Ouled Nail, en référence aux tribus vivant dans cette région de l'Atlas saharien. Elle représente une petite partie de tout un ensemble forestier et pastoral de ces monts. Cette forêt naturelle, objet de notre étude, est située à 300 km au sud de la capitale Alger et à quelques kilomètres à l'ouest de la ville de Djelfa (Figure 13). Elle est comprise entre 34° 36' et 34° 42' latitude Nord, 3° et 3°12' longitude Est. La zone concernée par notre étude occupe une superficie de 17 495 ha. Elle touche le territoire de 10 séries en une seule étendue des 12 séries du plan parcellaire fait par le Bureau National des Etudes Forestières (BNEF) au moment de la réalisation de l'étude de l'aménagement forestier en 1984. La zone d'étude présente un relief dont les versants sont orientés du Sud-ouest vers le Nord-est, avec une altitude moyenne ne dépassant pas 1300 m. Le point culminant de 1492 m se situe sur le Kef Haouas (Figure 14). Cette monotonie du relief est due à l'homogénéité lithologique (calcaire marneux) (BNEF, 1984a). L'exploitation des courbes de niveaux des cartes topographiques (cartes N° 341 et 342, échelle : 1/50 000, équidistance : 20 m) nous a permis de caractériser et de créer les cartes dérivées du modèle numérique du terrain (MNT) (voir figures 15, 16, 17 et tableaux III, IV, V). Le relief de la zone concernée par l'étude n'est pas fortement accidenté car la tranche altimétrique supérieure à 1300 m ne dépasse pas les 21% de la superficie totale de la zone d'étude. La superficie dont la pente est inférieure à 12% est estimée à 15 225 ha soit 87% de la superficie totale de la zone d'étude. Les expositions SE et NO sont dominantes, elles sont estimées respectivement à 35,88% et 16,76% de la superficie totale de la zone d'étude. Les sols des Sénalba sont essentiellement caractérisés par des traits pédogénétiques comme l'accumulation de calcaire, une faible profondeur et subissant un important déficit hydrique (Halitim, 1988). La zone d'étude est caractérisée par un étage bioclimatique semi-aride dont les saisons humide et sèche sont bien distinguées. La saison humide s'étale du mois d'octobre à la fin du mois de mars et la saison sèche du mois d'avril au mois de septembre. (voir le détail de la synthèse climatique de la zone d'étude en annexe 2). Les formations forestières de la région appartiennent à l'étage de la végétation méditerranéenne des zones semi-arides caractérisées par une pluviométrie comprise entre 300 et 400 mm an⁻¹ (Chakali, 2007). La flore est typiquement méditerranéenne, dont des espèces endémiques Nord-Africaines occupent une place importante (Benmelouka et Souyad, 2004). La forêt est composée de *Pinus halepensis* Mill. (Pin d'Alep) comme essence principale pure (70%), quelque fois, en association avec *Quercus ilex* L. (Chêne vert), du *Juniperus phoenicea* L. (Genévrier de Phoénicie) et du *Juniperus oxycedrus* L. (Genévrier oxycédre) formant un

sous-bois très dégradé. La strate herbacée est composée de *Rosmarinus officinalis* L. (Romarin), de *Globularia alypum* L. (Globulaire), de *Stipa tenacissima* L. (Alfa) et de *Cistus libanotis* L. (Ciste de Liban).



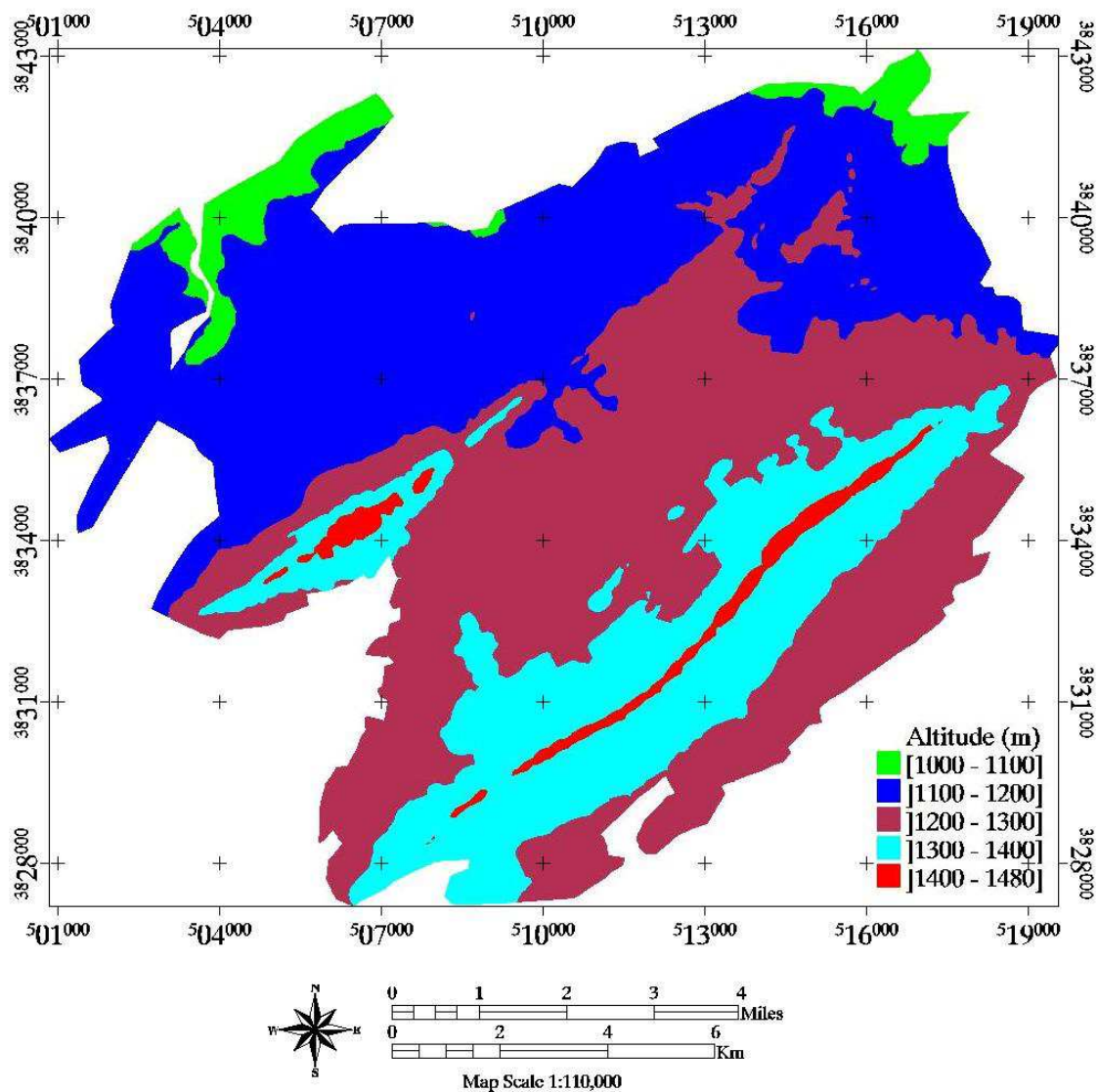
Source : carte réalisé par nous même.

Figure 13 : Localisation géographique de la zone d'étude.



Source : Original (présent travail).

Figure 14 : MNT de la zone d'étude.

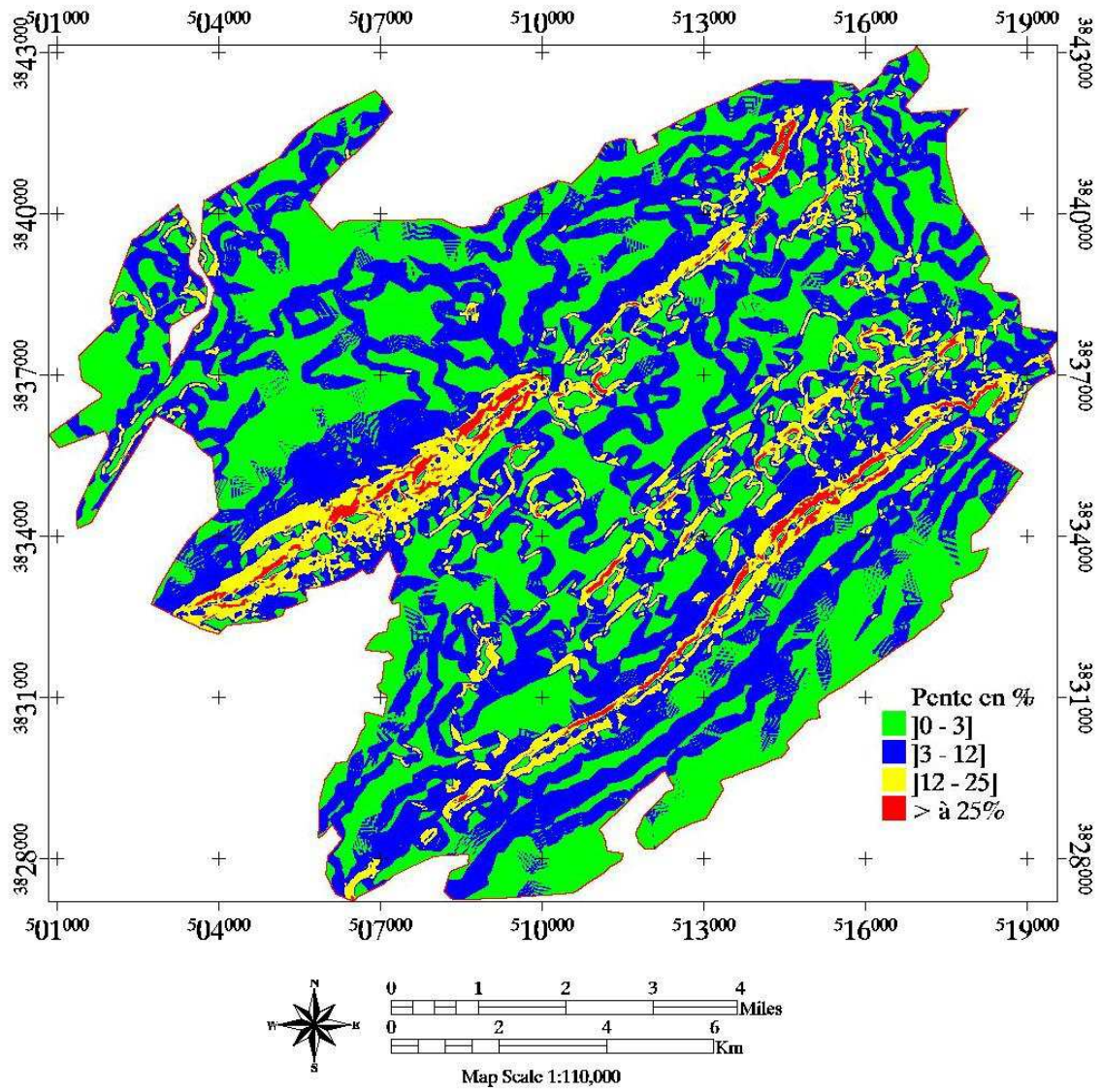


Source : Original (présent travail).

Figure 15 : Carte hypsométrique de la zone d'étude.

Tableau III : Répartition de la superficie de la zone d'étude par classes d'altitude.

Altitude (m)	Superficie (ha)	%
[1000 - 1100]	696	4
]1100 - 1200]	6282	36
]1200 - 1300]	6800	39
]1300 - 1400]	3396	19
]1400 - 1480]	320	2
TOTAL	17 495	100

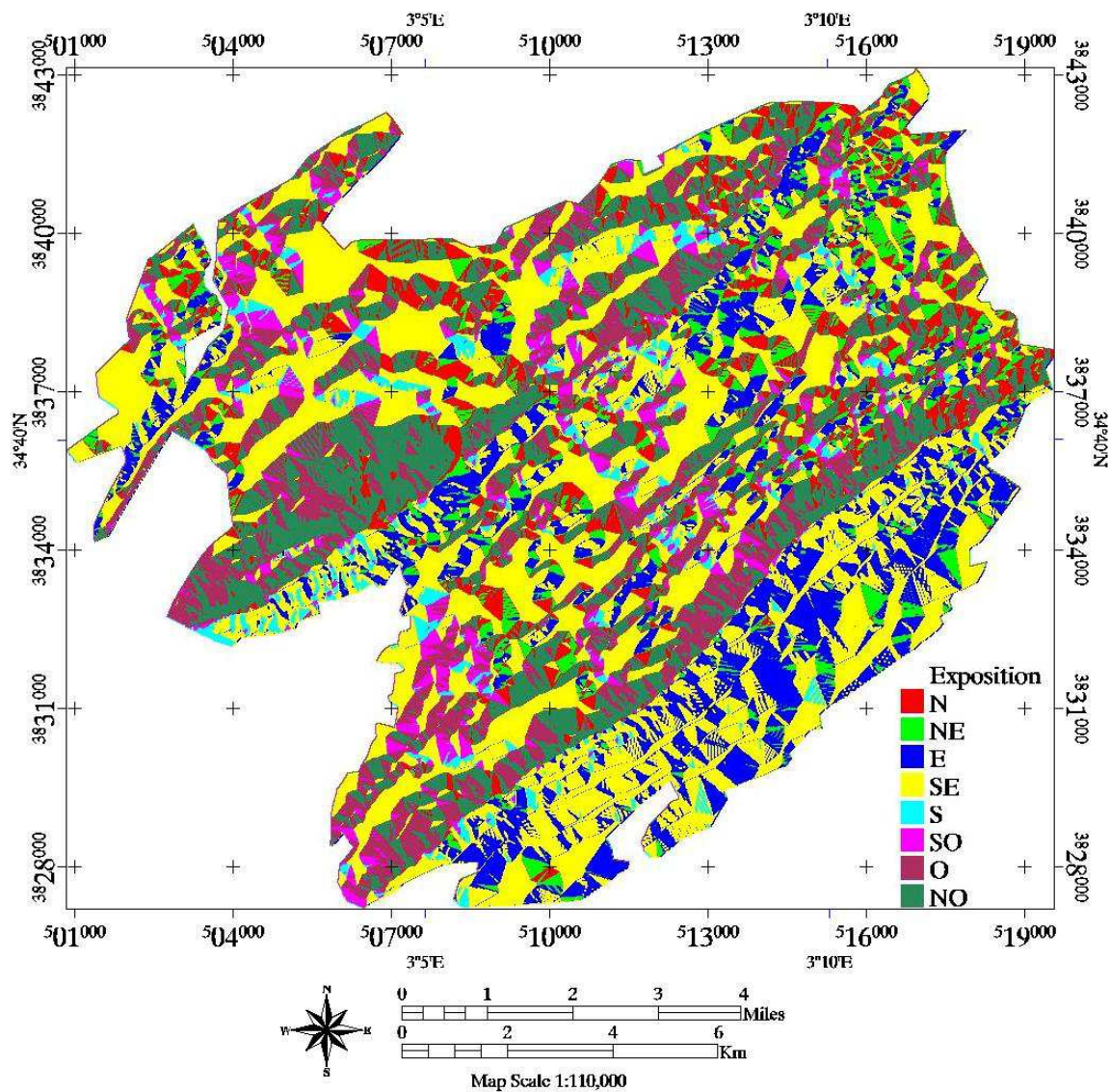


Source : Original (présent travail).

Figure 16 : Carte des pentes de la zone d'étude.

Tableau IV : Répartition de la superficie de la zone d'étude par classes de pentes.

Pente(%)	Superficie (ha)	%
[0 - 3]	7089	41
]3 - 12 [8136	47
]12 - 25[1740	10
> à 25%	530	3
TOTAL	17 495	100



Source : Original (présent travail).

Figure 17 : Carte des expositions de la zone d'étude.

Tableau V : Répartition de la superficie de la zone d'étude par classes d'exposition.

Exposition	Superficie (ha)	%	Exposition	Superficie (ha)	%
N	1 345	8	S	578	3
NE	984	6	SO	742	4
E	2 277	13	O	2 359	13
SE	6 277	36	NO	2 932	17

Le seul inventaire forestier disponible de la zone d'étude remonte à l'année 1984, où il est assorti d'un capital forestier assez pauvre (évalué entre 11 à 54 m³ha⁻¹) qui caractérise les peuplements matures de Pin d'Alep avec une moyenne maximale de 45 m³ha⁻¹ et un accroissement moyen annuel de 1,8 m³ha⁻¹ (BNEF, 1984b). Les peuplements mûrs de Pin d'Alep dans notre zone d'étude ont fait l'objet d'une exploitation de bois durant les années 1985, 1986 et 1987, et dont le volume exploité était de 22 604 m³ha⁻¹ (BNEF, 1984b). Enfin, notre zone d'étude représente la dernière barrière naturelle contre l'avancée du désert. Malgré le rôle qu'elle joue face aux menaces de désertification des terres du nord du pays, elle est également soumise à des contraintes climatiques et édaphiques qui rendent difficile le processus de sa régénération naturelle. Il faut signaler aussi la forte pression anthropique (coupes illicites, pacage, etc...) exercée sur ce biotope provoquant une baisse de la superficie forestière, du volume ligneux sur pied et par conséquent de la capacité de protection des sols (voir planche des photos en annexe 6). De plus amples détails sont donnés à l'annexe 2 au sujet de la Wilaya de Djelfa et son patrimoine forestier.

2. MATÉRIELS ET MÉTHODES

2.1. DÉTECTION DES CHANGEMENTS

2.1.1. Données satellitaires et leur prétraitements

Les données TM sont largement utilisées pour cartographier l'histoire de grands régions forestières, afin d'évaluer la régénération et les causes des changements distincts dans les forêts (Anderson *et al.*, 1976 ; Fiorella et Ripple, 1993). A cet effet, cinq images (quatre images du capteur TM et une image du capteur ETM+ du satellite Landsat ont été utilisées dans cette étude (tableau VI). Les images ont été retenues sur la base de plusieurs critères : leur disponibilité sur les sites gratuits, la faible couverture nuageuse et la disponibilité sur une période déterminée multidate pour éviter les effets de la phénologie. Pour avoir un bon contraste entre les peuplements de Pin d'Alep et la végétation annuelle du sous-bois, nous avons sélectionné uniquement les images acquises durant la saison d'automne ce qui a permis d'identifier la strate arborescente. Pour l'ensemble des images le système de géoréférencement était l'UTM WGS 84 Zone 31 Nord avec une résolution spatiale de 30 m. Une correction géométrique a été effectuée sur la série temporelle des images dans le but de les rendre parfaitement superposables. La méthode de rééchantillonnage polynomiale de deuxième degré a été appliquée pour ajuster la géométrie entre les images. L'image la plus récente (Landsat 5 TM de 2009) a été utilisée comme image référence.

Les erreurs quadratiques moyennes (RMSE) de la correction géométrique des images sont toutes inférieures à 0,50 sauf celle de l'image TM de 1984 (RMSE = 0,60). Les RMSE obtenues pour les autres images sont : 0,488 , 0,370 et 0,480 respectivement pour les images Landsat de 1987, 1999 et 2006. Les résultats de l'étude statistique des images utilisées sont représentés dans l'annexe 3.

Tableau VI : Caractéristiques des images satellitaires utilisées.

Satellite /Capteur	Path/Raw	Date	Temps d'acquisition	Projection	RS (m)
L5/TM		09-09-1984	09 ^h 50'		
L5/TM	195/36	20-10-1987	09 ^h 47'	UTM	30
L7/TM+	195/36	09-09-1999	09 ^h 10'	WGS 84	30
L5/TM	195/36	11-12-2006	10 ^h 43'	zone	30
L5/TM	195/36	01-11-2009	10 ^h 20'	31 Nord	30

Aucune correction atmosphérique n'a été réalisée vu la petite superficie de la zone d'étude. En revanche une normalisation radiométrique a été effectuée par l'utilisation de l'égalisation d'histogramme « *Histogram Matching* ». Cette méthode fournit des tables de conversion « *Look Up Table* » (voir un exemple de normalisation radiométrique en annexe 4) avec lesquelles on a pu créer de nouvelles bandes pour les images à corriger. La normalisation radiométrique a été effectuée par périodes soit entre l'image de 1984 et l'image de 1987 (P1), 1987 - 1999 (P2), 1999 - 2006 (P3) et enfin entre l'image de 2006 et de 2009 (P4). Les images les plus récentes de chaque période ont été utilisées comme des images références pour l'ajustement des propriétés radiométriques (Hall *et al.*, 1991 ; Yuan et Elvidge, 1996).

Nous avons aussi utilisé une image à THRS du capteur sur le satellite GeoEye qui couvre une partie de la zone d'étude (90%). Cette image fut acquise le 14 Novembre 2010 à une résolution spatiale de 0,5 m suite à la fusion des quatre bandes multispectrales avec la bande panchromatique. Des images satellitaires à THRS de Google Earth ont été également utilisées dans le processus de la validation visuelle pour le reste de la zone d'étude non couverte par l'image GeoEye. Les images THRS visaient l'identification de la nature des changements et l'impact des travaux sylvicoles réalisés au cours de l'application de l'aménagement forestier entre 1984 et 1987.

2.1.2. Données de terrain

Des données de terrain ont été utilisées dans le but d'évaluer les changements de l'occupation du territoire. Des mesures ont été prises sur les 116 placettes de peuplements de Pin d'Alep. Malgré que les mesures faites au niveau des arbres ne sont pas directement utilisables dans cette étude (détection des changements), l'état général des peuplements où se situe ces placettes pourront nous guider dans l'analyse du changement temporel pour ces endroits spécifiques. Plus d'informations sur ces placettes sont présentées dans la section (2.2.4.3.) spécifique aux données de terrain utilisé pour la cartographie du volume de bois des peuplements de Pin d'Alep.

2.1.3. Méthodes

2.1.3.1. Choix de la méthode de détection des changements

Le grand nombre de méthodes disponibles rend difficile le choix de celle la plus adaptée pour la détection des changements d'occupation du territoire selon nos objectifs. Chaque méthode ayant ses avantages et limites, il est aussi possible de les combiner (Lu *et al.*, 2003). Il ressort des travaux antérieurs qu'il est préférable d'analyser chaque cas selon les données disponibles afin de trouver l'adaptation des méthodes connues qui satisfait les objectifs du travail. Dans notre cas, la limite la plus importante à considérer fut le manque de données de terrain sur le changement.

La post-classification est parmi les méthodes les plus évidentes dans la détection de changement et qui nécessite la comparaison entre les résultats de classification de chaque image traitée (Singh, 1989). Elle peut produire des matrices complètes de changements incluant l'identification de l'état passé au nouvel état pour les zones de changement. De plus, la méthode post-classification permet de contourner les difficultés de normalisation radiométrique liées à l'analyse d'images acquises à différents moments ou pour différents capteurs (Singh, 1989 ; Lunetta et Elvidge, 1999 ; Jensen, 2004). Toutefois, cette méthode peut produire un grand nombre d'erreurs d'identification de changement associé à l'application de la méthode sélectionnée pour la classification de chaque image (Lunetta et Elvidge, 1999 ; Jensen, 2004). Par exemple, de l'analyse de changement avec la méthode de post-classification qui utilise deux images ayant une précision globale de 80% pour leur classification respective, pourrait résulter une carte des changements n'ayant que 64% de précision (Singh, 1989). Des faiblesses de la méthode post-classification ont été soulevées dans plusieurs études (Wickham *et al.*, 1997 ; Brown *et al.*, 2000 ; Shao *et al.*, 2001 et Langford *et al.*, 2006).

Dans le cas de notre étude, le manque de données et le contexte d'analyse du changement justifie le recours aux méthodes algébriques par différenciation. Comme le suggèrent plusieurs études (Muchoney et Haack, 1994 ; Coppin et Bauer, 1996), il est utile de considérer les méthodes algébriques car elles présentent l'avantage d'être simples, directes, faciles à appliquer et à interpréter. Bien que les méthodes algébriques soient les plus utilisées pour la détection des changements de l'état de la forêt (Sader *et al.*, 2003), elles ont des limites connues. Elles ne procurent pas de matrices d'information complètes du changement : de l'état passé au nouvel état. De plus, elles sont sensibles à la qualité de la correction géométrique des images multi-temporelles (Lunetta et Elvidge, 1999 ; Jensen, 2004).

2.1.3.2. Application et validation de la méthode de différenciation

L'application de la méthode algébrique pour la détection des changements des peuplements forestiers implique d'abord de sélectionner la variable la plus pertinente à partir de laquelle les calculs algébriques s'effectueront, celle qui est capable de faire ressortir les changements les plus significatifs. La littérature abonde de suggestions sur les variables candidates à partir des bandes spectrales, de ratios de bandes ou encore d'indices spectraux (Lu *et al.*, 2003 ; Lu *et al.*, 2005). Ces variables sont parmi les plus utilisées pour la cartographie et la détection des changements des forêts (Coppin et Bauer, 1996 ; Hame *et al.*, 1998 ; Sader *et al.*, 2003), Sur la base des revues de littératures et des études de changements en milieu forestier, nous avons sélectionné les six variables les plus recommandées pour leur utilisation dans la méthode de différenciation. Ces variables sont toutes associées aux bandes des capteurs TM et ETM+ de Landsat (ici toutes identifiées par l'acronyme TM pour plus de simplicité) :

- les deux bandes TM4 et TM5,
- les deux ratios de bandes (TM4/TM5 et TM7/TM5), et
- les deux indices spectraux, le *normalized difference vegetation index* (NDVI) et le *normalized difference moisture index* (NDMI).

La différenciation des données de télédétection (bande individuelle, ratio et indices spectraux) a été appliquée par une simple soustraction d'images, c'est-à-dire l'image *la plus récente* moins *la plus ancienne* de chaque période. Les valeurs résultantes de la soustraction, placées dans un fichier image, procurent habituellement un histogramme ayant l'allure d'une forme Gaussienne. Les pixels de valeurs invariantes ou stables tendent à se regrouper autour de la moyenne (zéro «0») alors que les pixels liés à des changements d'occupation du territoire se retrouvent aux extrémités de l'histogramme (Mas, 2000).

Une étude statistique a été réalisée sur chacune des soustractions d'images afin d'obtenir les paramètres plus descriptifs (par ex. moyenne (μ) et écarts-types (δ)) ainsi que les valeurs de seuils pour représenter les changements d'occupation du territoire. La méthode suivie visait à documenter les paramètres et les seuils les plus pertinents. Selon Lunetta et Elvidge (1998) les valeurs des pixels situés dans l'intervalle $[\mu-\delta ; \mu+\delta]$ sont considérées stables, contrairement à celles supérieures à $\mu+\delta$ ou inférieures à $\mu-\delta$ où on peut déduire l'existence d'un changement entre les deux dates. Il a donc fallu établir une ou plusieurs valeurs de δ qui permettent d'identifier des changements d'occupation du territoire.

La sélection des seuils radiométriques associés aux changements apporte une difficulté supplémentaire puisque ces seuils ne sont pas toujours évidents à établir. Un moyen de pallier à cette faiblesse est l'utilisation de seuils radiométriques fixes à partir desquels un changement est désigné. Plusieurs seuils peuvent être testés empiriquement (Lu *et al.*, 2005). Par exemple, Mas (1999) et Ridd et Liu (1998) ont testé des seuils de changements allant de 0,25 à 2 écarts-types (δ) à la moyenne et 0,1 à 3δ respectivement, dans le but d'identifier les changements. Pour leur part, Washington Allen *et al.* (1989) ont utilisé les écarts, 1δ , 2δ et 3δ à la moyenne. Pour notre étude, la détermination des seuils de changements suit deux étapes. La première étape implique l'utilisation des seuils fixes (1δ , 2δ et 3δ) dans le but de choisir la variable pertinente pour l'étude du changement. Une fois la sélection de la variable faite, les plages de seuils radiométriques les mieux adaptées seront explorées dans le but d'identifier finement les changements. Une analyse de l'erreur sera faite pour établir lequel de ces seuils permet de mieux identifier les changements selon les conditions associées s'appliquant aux peuplements de Pin d'Alep de la zone d'étude.

Les changements d'état des peuplements forestiers ont été évalués en utilisant la méthode proposée par Alphan (2011). L'identification des secteurs connus de changements ont été fait par une interprétation experte, à l'aide des images Landsat et les images à THRS récentes et en établissant le parcours historique de chacun de ces secteurs. Les endroits identifiés comme des secteurs de changement binaire (positif vs négatif) ou de stabilité ont été numérisés manuellement pour servir comme données de référence. Cependant, les pixels des bandes résultants de l'application des méthodes de soustraction et qui coïncident avec ces zones référence ont été considérés comme des données classifiées. La pertinence de chaque variable testée a été évaluée par le calcul des matrices d'erreurs (Congalton, 1991).

Les valeurs des précisions globales (PG) obtenues par ces matrices seront le critère fondamental pour la sélection de la variable pertinente. Dans notre cas, le choix et le nombre des polygones référence a été dicté non seulement par un aspect non aléatoire mais aussi par le pouvoir de trouver des zones de changements non spatialement corrélées sur les images utilisées.

2.1.3.3. Bilan des changements de l'écosystème forestier en appui à la gestion

Le bilan des changements de l'écosystème forestier a été fait à l'aide de la méthode de soustraction d'image. Les classifications des changements au niveau de chaque période nous a permis de faire une évaluation quantitative des superficies touchées par le changement binaire (positif vs négatif) et celles demeurées stables. Les changements peuvent se produire en continuité avec le milieu tel que l'évolution naturelle du développement d'une futaie, du stade juvénile (semis) jusqu'au stage de la futaie adulte. Le circuit de cette évolution naturelle peut être perturbé ou stoppé sous l'influence de différentes causes : (1) un incendie dans un peuplement assez jeune de Pin d'Alep ne pourra pas produire des semis, (2) une pathologie forestière importante, (3) une pratique sylvicole inadaptée, ou (4) le défrichement pour la réalisation d'infrastructure. Le changement a été caractérisé selon une échelle nominale (présence vs absence). L'analyse du changement s'est concentré pour établir un état initial et le changement d'état selon la présence ou l'absence des conditions suivantes : (i) peuplements forestiers, (ii) coupes d'exploitations, (iii) reboisements de Pin d'Alep, et (iv) infestation des peuplements par les parasites. Un examen plus approfondi a été appliqué aux endroits où les coupes ont été appliquées pour mieux visualiser l'évolution de leurs situations. Par exemple, après 26 ans de l'application des coupes à blanc suivi de reboisement, l'analyse du changement permettra de déterminer où on retrouve des peuplements juvéniles de Pin d'Alep et où le reboisement n'a pas fonctionné. Les images à THRS ont été utilisées exclusivement pour la validation visuelle de la condition finale (la plus récente) afin de mieux analyser l'impact des pratiques sylvicoles. Enfin, le suivi des 116 placettes terrain de Pin d'Alep permet aussi de suivre la valeur de la variable sélectionnée pour le suivi du changement en ayant des mesures tangibles en 2009. En appliquant le suivi de cette variable sur la période de 1984 à 2009 et sur l'ensemble des images Landsat utilisées, cela permettra de mieux comprendre la dynamique spatio-temporelle des peuplements.

2.2. CARTOGRAPHIE DU VOLUME DE BOIS

2.2.1. Choix du capteur spatial

Le développement des relations entre le signal radiométrique des capteurs des images de télédétection et les caractéristiques structurelles de la forêt est l'une des méthodes les plus simples pour faire l'estimation de la biomasse et du volume de bois. Le capteur le plus utilisé dans de telles études est le capteur TM de Landsat (Horler et Ahern, 1986 ; Franklin, 1986 ; Ardö , 1992 ; Cohen et Spies, 1992 ; Jakubauskas et Priece, 1997 ; Puhr et Donoghue, 2000 ; Fournier *et al.*, 2003). Plusieurs raisons expliquent le choix de ce capteur, en particulier leurs disponibilités, la continuité du programme Landsat depuis les années 1970 et la résolution spatiale du capteur qui est adéquate pour la cartographie à l'échelle des unités de gestion forestières. De plus, les six bandes optiques du capteur TM (Tableau VII) sont distribuées dans des régions du spectre électromagnétique qui sont sensibles à la chlorophylle, à l'absorption par les pigments des feuilles et au contenu en eau des feuilles et du sol (Franklin, 1986), paramètres importants pour le suivi de la végétation.

D'après l'étude réalisée par Horler et Ahern (1986) sur le contenu de l'information forestière dans les données TM Landsat, les bandes TM3 (rouge), TM4 (proche infrarouge), et TM5 (infrarouge moyen) (voir tableau VII) ont été les groupes les plus utiles pour la discrimination du couvert forestier. En particulier, la région infrarouge moyenne du spectre a été identifiée comme la plus sensible aux variations du volume de bois. La réponse spectrale de la forêt dans cette gamme est fortement liée à la fermeture du couvert forestier. L'utilité des images Landsat TM comme une aide à la gestion des forêts est généralement admise, si cette dernière est combinée avec des données de terrain et / ou à l'imagerie à haute résolution (Trotter *et al.*, 1997 ; Salvador et Pons, 1998 ; Kilpeläinen et Tokola, 1999 ; Hyypä *et al.*, 2000 ; Bebi *et al.*, 2001). Cohen et Spies (1992) ont comparé les performances spatiale et spectrale des capteurs HRV de SPOT et TM de Landsat. Ils ont conclu que, lorsque l'information spectrale seulement est considérée, les données TM sont plus utiles que les données HRV pour l'estimation des éléments structuraux de la forêt, même si HRV possède une meilleure résolution spatiale.

Une autre étude de comparaison sur les capteurs fut réalisée par Lefsky *et al.* (2001) pour évaluer la performance de quatre capteurs (AVIRIS, Radar, un capteur LiDAR (SLICER) et l'utilisation de données multi-temporelles de TM) pour l'estimation de 8 attributs des peuplements forestiers dans une forêt de Sapin de Douglas (*Pseudotsuga menziesii*) en USA. Les résultats de cette étude montrent que les deux capteurs présentant de meilleures résolutions spatiale et spectrale (RADAR et AVIRIS) n'ont pas amélioré significativement les valeurs estimées par rapport aux autres capteurs. L'utilisation de données multi-temporelles acquises par le capteur TM donnait les meilleurs résultats pour l'estimation de la biomasse et du volume. Dans cette étude les performances du micro-satellite Algérien Alsat-1 et GeoEye seront exclusivement testées pour voir leur pouvoir estimatif du volume de bois. Quelques informations relatives au micro-satellite Algérien et le satellite GeoEye sont respectivement représentées dans les tableaux VIII et IX.

Tableau VII : Caractéristiques des Capteurs TM et TM+ du satellite Landsat.

	Landsat 4 et 5	Landsat 7
Date de lancement	1984	1999
Altitude (km)	705	
Capteurs	TM	ETM +
Type	Radiomètre à balayage	
Bandes spectrales (µm)	1 (B) [0,45- 0,52]	1 (B) [0,45- 0,52]
	2 (V) [0,52- 0,60]	2 (V) [0,52-0,60]
	3 (R) [0,63- 0,69]	3 (R) [0,63-0,69]
	4 (IR) [0,76- 0,90]	4 (IR) [0,76-0,90]
	5 (IRM) [1,55- 1,75]	5 (IRM) [1,55-1,75]
	6 (IRT) [10,4- 12,5]	6 (IRT) [10,4-12,5]
	7 (IRM) [2,08-2,35]	7 (IRM) [2,08-2,35] (Pan) [0,52 - 0,90]
résolution spatiale (m)	30, Bande 6 : 60	30 , Bande 6 : 60 , Pan :15

Source : <http://glcf.umd.edu/data/landsat/>

Tableau VIII : Caractéristiques du satellite Algérien Alsat-1.

Paramètres Techniques	Détails
Date de lancement	28 novembre 2002
Bandes du Capteur	Multispectrale (MS)
Domaine d'utilisation	gestion des ressources naturelles du territoire algérien
Résolution spatiale	30 m
Résolution radiométrique	vert (0,523 – 0,605 µm) rouge (0,629 – 0,690 µm) proche infrarouge (0,774 – 0,900 µm)
Orbite	héliosynchrone
Forme et poids	Le satellite se présente sous la forme d'un cube de 60 cm de côté, pour une masse totale d'environ 92 kg.
Largeur de la fauchée	2 x 300 Km
Altitude	700 Km
Inclinaison	98 °
La première image reçue le :	17 décembre 2002

Source : <http://www.asal.dz/specifications.php> modifiée

Tableau IX : Caractéristiques du satellite GeoEye.

Paramètres Techniques	Détails
Date de lancement	6 septembre 2008
Bandes du Capteur	Panchromatique (Pan), Multispectrale (MS)
Domaine d'utilisation	peut être utilisé dans presque n'importe quel type d'application
Résolution spatiale	Pan : 0,41 m MS : 1,65 m
Résolution radiométrique	Pan : 450-800 nanomètres MS : Bleue 450-510 nm, Vert 510-580 nm, Rouge 655-690 nm, Proche Infra Rouge 780-920 nm
Résolution temporelle	Moins de 3 jours
Orbite	Héliosynchrone
Altitude	681 Km
Heure de Traversée Équatoriale	10:30 '
Scène Entière	Environ 230 Km ²

Source : http://www.geodeva.com/fr/tres_haute_res_geoeye.html modifiée

Remarque : GeoEye est équipé avec l'une des meilleures résolutions spatiales parmi tous les satellites commerciaux au monde, à 41 cm pour le Pan et 1,65 m pour les données MS. Cependant, du fait des règlements du gouvernement Américain, toutes les données sont rééchantillonnées à une résolution spatiale de 50 cm, et 2 m respectivement pour le Pan et MS (http://www.geodeva.com/fr/tres_haute_res_geoeye.html)

2.2.2. Choix de la méthode de modélisation

Dans notre cas, nous recherchons un modèle qui nous permettra de lier les valeurs radiométriques des images au volume de bois des forêts. En télédétection, il existe plusieurs techniques de modélisation pour les études des différentes variables structurelles de la forêt. Parmi les techniques utilisées en foresterie on peut citer: la régression par moindres carrés ordinaires (RO) (Tomppo, 1988 ; Hagner, 1990 ; Ardö, 1992 ; Trotter *et al.*, 1997 ; Dungan, 1998), les réseaux de neurones artificiels (Foody et Boyd, 1999 ; Foody, 2000 ; Tatem *et al.*, 2001 ; Boyd *et al.*, 2002 ; Foody *et al.*, 2003), les méthodes de regroupement de la non-paramétrique de Bartlett (De Wulf *et al.*, 1990 ; Trotter *et al.*, 1997), la méthode du *k-NN*, soit des *k*-plus proches voisins ou «*k*-Nearest Neighbours» (Fazakas *et al.*, 1999 ; Tomppo *et al.*, 1999 ; Franco-Lopez *et al.*, 2001), enfin la logique floue (Triepke *et al.*, 2008). Il faut noter que la méthode la plus utilisée pour relier l'information spectrale aux paramètres forestiers consiste en un développement d'équations de régression simple ou multiple (Franklin, 1986 ; Ahern *et al.*, 1991 ; Bauer *et al.*, 1994 ; Roy et Ravan, 1996 ; Pühr et Donoghue, 2000 ; Lefsky *et al.*, 2001 ; Gerylo *et al.*, 1998) vu leur simplicité à mettre en œuvre et leurs résultats satisfaisants.

Cohen *et al.* (2003) se sont penchés sur le choix de la méthode de régression à utiliser pour faire le lien entre des indices spectraux et certaines variables attributaires de la forêt. Ils ont comparé la performance de trois types de régression : l'approche traditionnelle par moindre carré, l'inversion des moindres carrés et une méthode de régression orthogonale appelée RMA (*Reduced Major Axis*). Cette dernière, donne des erreurs quadratiques moyennes (RMSE) légèrement plus élevées, mais diminue grandement la variance des estimations par rapport aux données de validation. La régression RMA a été testée en télédétection pour la première fois par Curran et Hay (1986) et depuis ce temps la méthode commence à être de plus en plus utilisée dans le domaine forestier (Larsson, 1993 ; Cohen et Spies, 1992 ; Cohen *et al.*, 2003 ; Gasparri *et al.*, 2010 ; Powell *et al.*, 2010). Enfin les deux méthodes de régressions (ordinaire et RMA) ont été retenues pour la cartographie du volume de bois estimé dans la zone d'étude. La méthode RMA ne sera pas appliquée sur les données GeoEye et nous nous limitons à l'étude des relations existantes entre le volume de bois sur pieds et ces données très fines par l'application de la méthode de régression ordinaire (RO).

2.2.3. Choix des variables candidates pour la cartographie du volume de bois

Les valeurs spectrales utilisées peuvent être les comptes numériques ou leurs transformations, comme la luminance au sommet de l'atmosphère ou la réflectance, enregistrées dans chacun des canaux. Il est aussi possible d'utiliser les indices spectraux tels que l'indice de végétations (Peterson *et al.*, 1986 ; Larsson, 1993 ; Cohen *et al.*, 1995 ; Dong *et al.*, 2003 ; Powell *et al.*, 2010 ; Gasparri *et al.*, 2010), les rapports de bandes originales des images comme TM4/TM3 et TM5/TM4 (Franklin, 1986) ou encore, d'autres composantes comme la *brightness*, la *greenness* ou le *wetness* issues de la transformation *Tasseled Cap* (Cohen et Spies, 1992 ; Powell *et al.*, 2010). Les indices de végétations et la transformation *Tasseled Cap* sont les plus communément utilisés pour relier l'information spectrale aux paramètres forestiers et ceci par le développement de relations directes (Cohen *et al.*, 2001 ; Powell *et al.*, 2010).

La détermination des données pertinentes pour la cartographie des attributs forestiers est souvent difficile. Cette difficulté de choix est essentiellement due aux résultats variables pour déterminer les bandes les plus utiles pour l'estimation des attributs forestiers. A titre d'exemple Franklin (1986), a trouvé que la bande TM3 était la plus corrélée à la surface terrière et à la biomasse (forêt conifère, USA). Par contre, Jakubauskas et Priece (1997) ont trouvé des relations significatives entre la biomasse et les données TM4 et NDVI pour des forêts de Pin de Murray (*Pinus contorta* var. *latifolia*). Dans la même étude, d'autres bonnes relations ont été signalées pour la surface terrière en utilisant les 3 bandes TM1, TM4 et TM7 avec le NDVI ($R^2 > 0,80$). Une autre étude réalisée par Pühr et Donoghue (2000) confirme que les bandes TM3, TM5 et TM7 étaient fortement corrélées avec la surface terrière, la hauteur et l'âge des peuplements ($R^2 = 0,85$). Pour des forêts naturelles résineuses de Sapin de Douglas, (*Pseudotsuga menziesii*), Cohen et Spies (1992) ont obtenu de bonnes estimations du diamètre à 1,30 m et la densité des arbres en utilisant les données *Wetness* de la transformation *Tasseled Cap*.

Pour ce qui est des écosystèmes forestiers des régions semi-arides, les études faites par Gasparri *et al.* (2010) et Larsson (1993) ont déterminé que l'indice de végétation NDVI est plus approprié respectivement pour l'estimation de la biomasse et la cartographie du couvert forestier. Les meilleurs modèles d'estimation de la biomasse au niveau d'une forêt sèche du Brésil ont été donné par le NDVI par rapport à l'indice SAVI (Gasparri *et al.*, 2010).

Les coefficients de corrélation des meilleurs modèles dans ces régions étaient tous inférieurs à 0,60. Lors du développement de nouvelles méthodes de cartographie des forêts, il est donc important d'évaluer comment les données de télédétection peuvent contribuer à évaluer les paramètres forestiers visés. Powell *et al.* (2010) ont combiné d'une manière judicieuse les différentes variables de télédétection (bandes TM, indice de végétation et les trois composantes *Tasseled Cap*) dans le but de faire ressortir les variables les plus pertinentes et de voir l'effet de l'introduction des indices spectraux sur les relations développées. Ceci a été appliqué dans notre cas mais en utilisant les valeurs moyennes des niveaux de gris des données et l'intégration d'autres indices de végétations (NDVI, SAVI et TSARVI) qui peuvent être plus adaptés aux milieux semi-arides.

De Wulf *et al.*, (1990) et Ardo (1992) indiquent que l'ombrage peut influencer la réponse spectrale du couvert forestier. La cartographie dérivée des méthodes traditionnelles de classification (par pixels) des peuplements forestiers sur les terrains montagneux est d'une précision faible même si un MNT est ajouté en tant que bande supplémentaire (Frank, 1988 ; Itten et Meyer, 1993). Cependant, Mickelson *et al.* (1998) indiquent aussi que la précision cartographique des peuplements forestiers sur les terrains montagneux est la plus faible par rapport au terrain plat. Il est clair dans la section présentation de la zone d'étude, que le relief n'est pas fortement accidenté (presque plat) d'où l'intégration des données MNT comme variable prédictive du volume de bois n'est pas nécessaire dans les traitements de modélisations.

L'exploration des données très fines de l'image GeoEye dans les forêts semi-arides de l'Atlas saharien a été exclusivement traitée dans ce travail. Or, le but n'est pas de produire une carte de volume de bois des peuplements forestiers à partir des données GeoEye, mais c'est l'étude des relations existantes entre le volume de bois observé et ces données dont la résolution spatiale est de 2 m pour les bandes MS et 50 cm pour le Pan. En plus des BO de l'image (4 bandes), le panchromatique (1 bande), le NDVI (1 bande), l'ACP (4 bandes) et le résultat de la fusion des données MS au Pan (4 bandes fusionnées) seront tous testés comme des variables candidates pour l'estimation de volume de bois. L'obtention des 4 bandes originales fusionnées au Pan est possible par l'utilisation de la méthode *PC Spectral Sharpening* décrite par Welch et Ahlers (1987).

2.2.4. Données

2.2.4.1. Données en format vectoriel

Les données vectorielles proviennent essentiellement du plan parcellaire de la forêt réalisé par le BNEF en 1984 pour le compte de la conservation des forêts de la Wilaya de Djelfa. Ce plan couvrant dix séries (à savoir les séries I, II, III, IV, V, VI, VIII, IX, X, XI) a été scanné et géoreferencé sous la projection UTM WGS 84 Zone 31 Nord par le relevé de six bornes matérialisant la limite de la forêt en utilisant le GPS marque Garmin 72 (Tableau X). Le calage de ce plan nous a permis la numérisation de plusieurs couches d'informations utiles, à savoir la limite de la zone d'étude, les tranchées pare-feu (TPF), les enclaves (terrains de labour) afin de les utiliser comme des masques de zones non forestières sur les images satellitaires. En plus, le géoréférencement a permis le positionnement des placettes inventoriées, dans le but de mettre en relation les mesures faites dans les placettes et l'information sur l'image.

Il faut noter qu'un autre vecteur (*Shapfile*), d'une nouvelle délimitation de la zone d'étude, a été créé suite à l'exploitation de la superposition du vecteur de la limite du plan parcellaire de la forêt sur l'image GeoEye. Cette dernière ne couvre pas la totalité de la zone d'étude et occupe uniquement une superficie de 16 130 ha soit 92% de la superficie totale de la zone d'étude (Figure 18).

Tableau X : Coordonnées des bornes utilisées pour le calage du plan parcellaire.

Borne forestière N°	X (m)	Y(m)
56	502 745	3 832 709
41	500 815	3 835 898
42	501 016	3 835 655
35	502 429	3 839 512
66	515 170	3 830 610
70	513 530	3 842 390

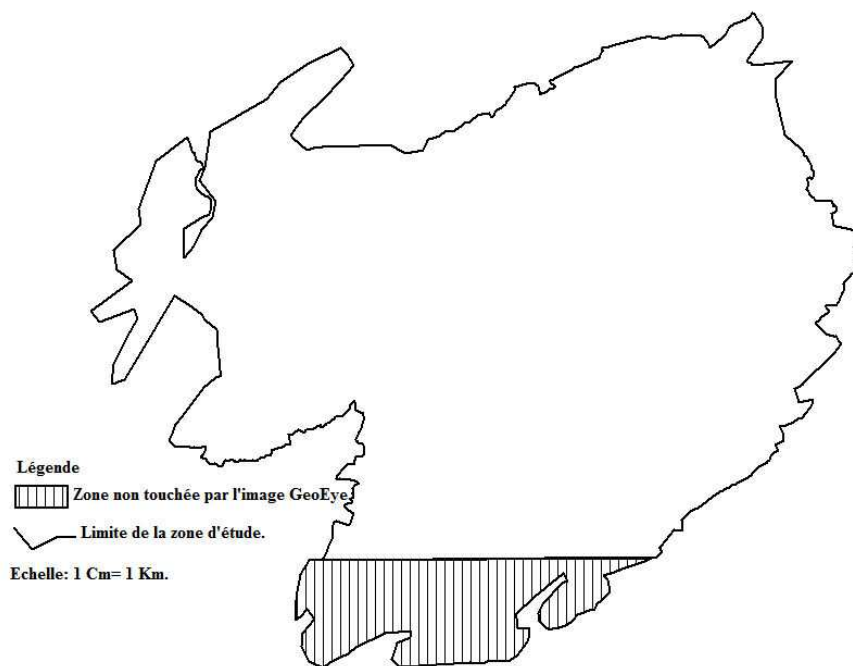


Figure 18 : Vecteur de la délimitation de la zoné d'étude.

2.2.4.2. Données de télédétection

Le tableau XI, résume les caractéristiques des quatre images satellites utilisées dans cette partie du travail. Deux images proviennent du capteur TM Landsat 5, la troisième image provient du micro-satellite Algérien Alsat-1 et la quatrième est une image GeoEye à THRS. L'ensemble des scènes sont sans nuage sur la zone d'étude et elles ne contiennent pas d'ombres portées par les effets topographiques sauf pour la dernière image où elles existe sur quelques endroits. Les corrections radiométriques, atmosphériques n'ont pas été appliquées car la superficie de la zone d'étude est relativement petite. Aussi, La normalisation radiométrique dans cette partie du travail (estimation du volume de bois) n'a pas été faite contrairement à la partie du bilan spatiotemporelle de la zone d'étude d'où l'importance de l'élimination des effets bidimensionnelles (angle solaire, saison, inclinaison...etc.). L'objectif recherché n'est pas l'applicabilité et le calibrage des modèles estimatifs de volume de bois issus d'un capteur à un autre, mais c'est l'étude des relations entre le signal de ces capteurs et le volume de bois sans la prise en considération des dates d'acquisition des images et la détermination des variables pertinentes pour l'estimation du volume de bois.

Une correction géométrique a été appliquée pour les images utilisées par l'application d'une transformation globale par polynôme du deuxième degré avec ré-échantillonnage du plus proche voisin. La superposition du vecteur de la limite de la zone d'étude a été utilisée comme une référence pour les travaux de correction géométrique. On a constaté que l'ensemble des images ont nécessité des prétraitements de correction géométriques sauf pour l'image à THRS et l'image Landsat de 2009. A cet effet, la méthode de la correction géométrique (*image to image*) nous a permis de choisir l'image la plus récente (Landsat 2009) comme image référence (*Master Image*) et les autres images restantes sont considérées comme images à corriger (*Warp Image*). L'utilisation des points d'ancrage nous a permis la correction géométrique et le résultat de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) était inférieur à 0,50 pour l'ensemble des images. Il faut noter que les images couvrent la totalité de la zone d'étude sauf pour l'image GeoEye (Tableau XI).

Tableau XI : Caractéristiques des images satellites utilisées pour l'estimation du volume de bois.

Capteur /Satellite	Date	Bandes	Résolution spatiale (m)	% de couverture de la zone d'étude
TM Landsat 5	Novembre 2009	1, 2, 3, 4, 5, 7	30	100%
TM Landsat 5	Décembre 2006	1, 2, 3, 4, 5, 7	30	100%
Alsat-1	Septembre 2005	Vert (V), Rouge(R), PIR	30	100%
GeoEye	Novembre 2009	1, 2, 3, 4 Pan	2 0,5	92,20%

2.2.4.3. Placettes d'inventaire forestier

Des relevés de terrain ont été réalisés spécifiquement pour cette étude durant la période de juillet à décembre 2009. Ils ont permis d'inventorier le volume de 151 placettes de peuplements de Pin d'Alep. Ces placettes ont été sélectionnées de façon aléatoire mais stratifiée par classe d'âge et de recouvrement pour s'assurer que l'ensemble des volumes existants soient répertoriés. Chaque placette avait une forme circulaire d'une superficie de 0,4 ha (rayon de 35,69 m).

La superficie totale des peuplements inventoriés est de 60,40 Ha soit un taux d'échantillonnage de 0,73% (en utilisant les données BNEF 1984). Le volume des tiges des placettes inventoriées à été calculé systématiquement par l'utilisation de la formule suivante (2) :

$$V = \frac{1}{4} \pi \cdot d^2 \cdot h \cdot f \quad (2)$$

Où $\pi = 3,14$; d est le diamètre de la tige à 1,30 m ; h est la hauteur de l'arbre et f est un coefficient de forme calculé par l'utilisation du relascope de Bitterlich telle que donnée par Husch *et al.*, (2003).

Les classes de volumes exprimés en mètre cube par ha ($m^3 ha^{-1}$) présents dans l'inventaire forestier sont représentées dans l'histogramme de la Figure 19. Une fois le travail sur terrain terminé, les 151 placettes ont été divisées en deux groupes de façon aléatoire pour la constitution d'un groupe d'apprentissage formé de 108 placettes (soit 70% des placettes réalisées) et d'un autre groupe de validation des modèles d'estimation composé de 43 placettes (soit 30% des placettes réalisées). Ceci est valable uniquement pour les trois images (Landsat 2009, Landsat 2006 et Alsat-1) par contre la superficie de la zone d'étude manquant sur l'image GeoEye a empêché l'utilisation de 35 placettes inventoriées. Donc, le nombre de placettes de terrain qui ont été utilisé pour l'estimation du volume de bois à partir des données GeoEye été uniquement de 116 placettes (Figure 20). Les données des 116 placettes spécifiques pour l'image GeoEye ont été également divisées aléatoirement en groupe d'apprentissage (80% soit 81 placettes) et de validation (30% soit 35 placettes).

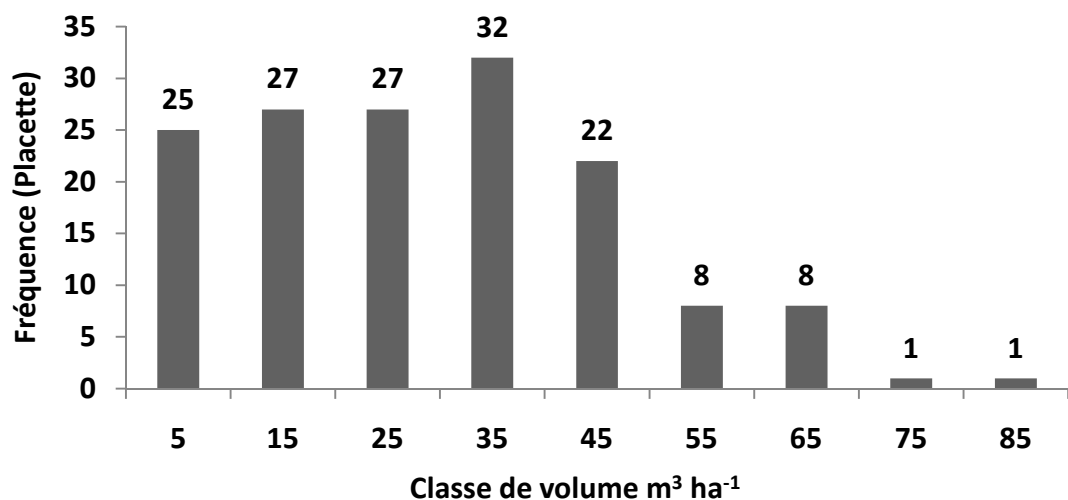


Figure 19 : Représentation des classes de volumes des 151 stations inventoriées.

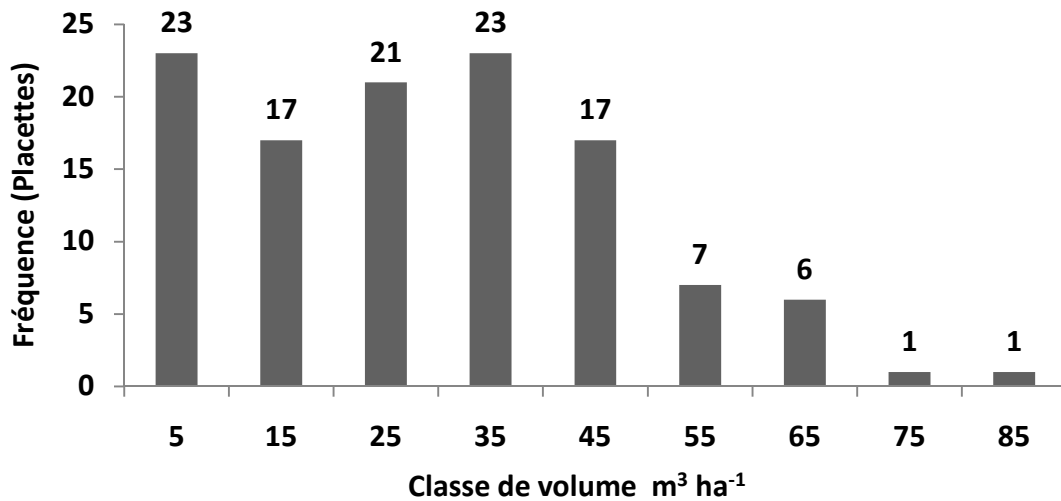


Figure 20 : Représentation des classes de volumes des 116 stations inventoriées pour l'image GeoEye.

2.2.5. Méthodologie pour la cartographie du volume de bois

Dans notre cas la production d'une carte donnant le volume de bois estimé des peuplements de l'essence principale de notre zone d'étude est essentiellement faite par la détermination de relations statistiques de régression entre le signal radiométrique du capteur et le volume observé dans les placettes d'échantillonnage des peuplements forestiers. Les bandes originales (BO) des images ont été utilisées comme intrant du signal radiométrique. Nous avons aussi sélectionné les transformations des indices de végétation NDVI (Formule 3) proposé par Rouse *et al.* (1974), *Soil Adjusted vegetation Index* (SAVI) (Formule 4) proposé par Huete (1988) avec l'essai des deux paramètres $L = 0,5$ pour la densité moyenne et $L = 0,25$ pour une forte densité soit ($SAVI_{0,50}$, $SAVI_{0,25}$) et le *Transformed Sol Atmospherically Resistant Vegetation Index* (TSARVI) (Formule 5) proposé par Bannari (1996). Une autre transformation utilisée dans cette étude est celle du type *Tasseled Cap* (Kauth et Thomas, 1976) à savoir le Brightness (TCB), Greeness (TCG) et le Wetness (TCW). Notre démarche méthodologique est résumée dans la Figure 21. L'indice TSARVI n'a pas été généré pour l'image Alsat-1 vu l'absence de la bande bleue ce qui a empêché l'introduction des données de la droite des sols dans l'espace (Rouge, Bleue). Le traitement *Tasseled Cap* a été généré uniquement pour les données des images Landsat (des images qui présentent 6 Bandes MS).

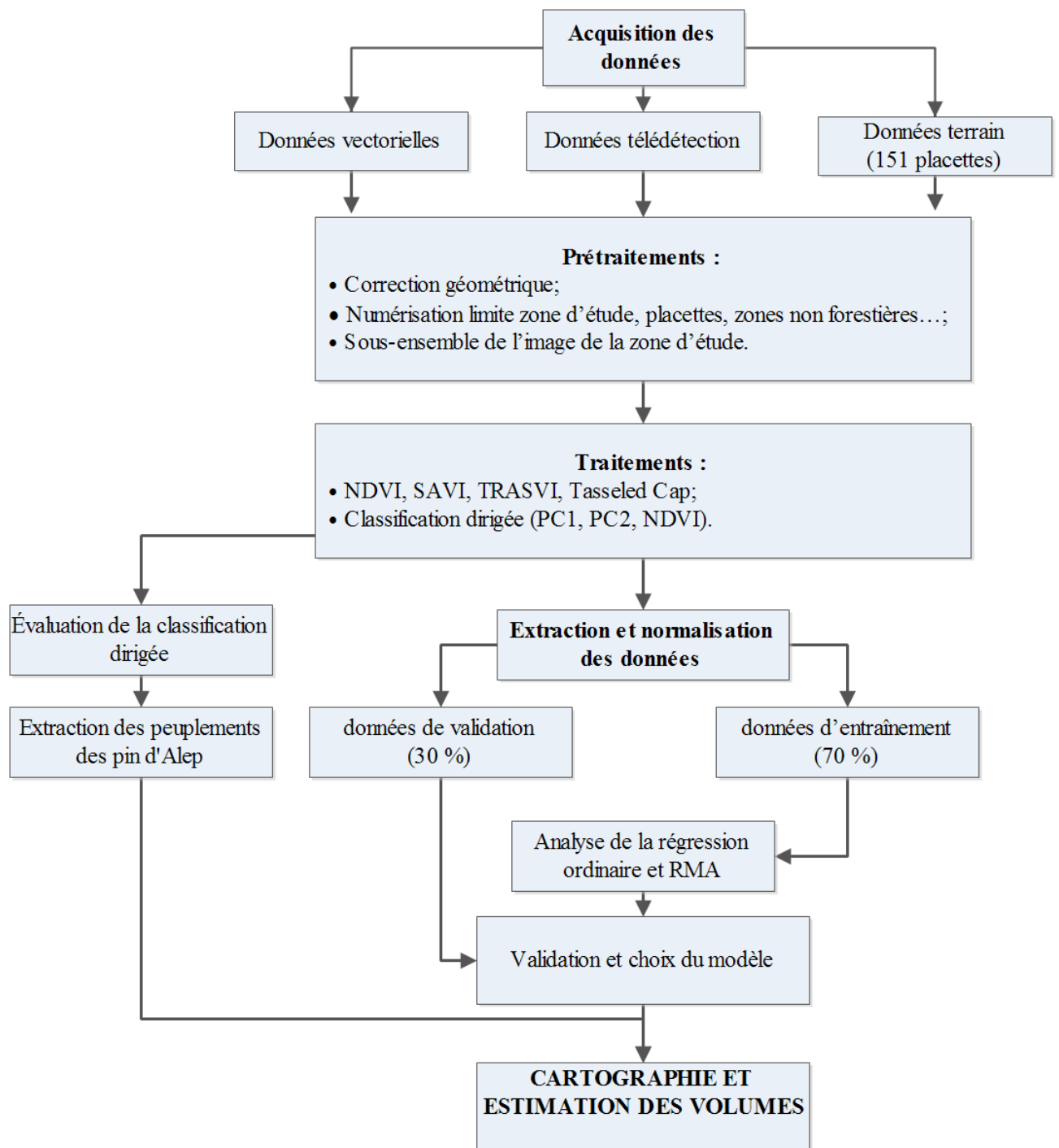


Figure 21 : Organigramme de la méthodologie proposée pour l'estimation du volume de bois.

Pour l'image GeoEye le NDVI est le seul indice de végétation retenu pour l'estimation du volume de bois. Le projet d'édition cartographique des volumes de bois des peuplements du Pin d'Alep a été exclusivement consacré à l'image Landsat 2009 (la plus récente) et non à l'image GeoEye (2009) puisque cette dernière ne couvre pas la totalité de la zone d'étude, la présence d'ombre sur la scène et la grande variabilité spectrale difficile à gérer par les logiciels classique au moment de la classification des zones forestière.

$$NDVI = \frac{(PIR-R)}{(PIR+R)} \quad (3)$$

$$SAVI = \frac{(PIR-R)}{(PIR+R+L)} (1 + L) \quad (4)$$

L = 0,5 pour la densité moyenne et L = 0,25 pour une forte densité.

$$TSARVI = \frac{a_{R,B}(PIR - a_{R,B} RB - b_{R,B})}{RB + a_{R,B}PIR - a_{R,B}b_{R,B} + 0,08(1 + a_{R,B}^2)} \quad (5)$$

Avec ,

$$RB = R - \gamma(B - R) \text{ et } \gamma = \frac{(L_{intr.,atm}(R))}{L_{intr.,atm}(B) - L_{intr.,atm}(R)}$$

Où R : Rouge, B : Bleue, $a_{R,B}$: pente de la droite des sols dans l'espace (R,B), $b_{R,B}$: ordonnée à l'origine, γ : est un paramètre dénommé facteur d'autocorrection atmosphérique dépendant de la présence et du type d'aérosols. la valeur γ est calculée par le rapport formulé dans l'équation suivante contenant une estimation des luminances ou réflectances dites intrinsèques de l'atmosphère $L_{intr.,atm}(R)$ et $L_{intr.,atm}(B)$ et dans les canaux R et B. En l'absence d'information à leur propos, il est posé égal à 1.

2.2.6. Production de régressions linéaires (RO vs RMA)

Le recours aux modèles empiriques se justifie car ils sont des outils importants pour relier les mesures du terrain des variables biophysiques aux données de télédétection (Cohen *et al.*, 2003). De plus, les plages de densité végétale de ces milieux semi-arides sont propices pour l'utilisation d'indices spectraux puisque le niveau de saturation des indices n'est pas atteint. L'extraction des données de l'ensemble des placettes à partir des images et des indices spectraux nous a permis de calculer les valeurs moyennes relatives pour chaque placette. Cependant, nous n'avons pas présumé des incertitudes significatives liées à des erreurs de positionnement parce que la déviation de localisation GPS (environ 3 m) était négligeable par rapport à la dimension de la parcelle (4 000 m²) et aussi parce que les placettes d'échantillonnage ont été prises dans la zone homogène. L'ensemble des données y compris celles du volume observé (Vo) (soit les variables dépendante et indépendante) ont été normalisées par la méthode Min-Max. Cette normalisation permettra d'éviter une affectation d'importance à une variable selon ces valeurs (Larose, 2005).

Seulement les données normalisées du groupe d'apprentissage ont fait l'objet de l'analyse d'une régression des moindres carrés ordinaires par l'utilisation du logiciel *Waikato Environment for Knowledge Analysis* (Weka). Ce dernier a été choisi pour sa disponibilité sous les termes de la licence publique générale et pour ses fonctionnalités dans les processus d'analyse : la fouille des données expérimentales, la préparation des données d'entrée, l'évaluation statistique des programmes d'apprentissage, la visualisation des données d'entrée et le résultat de l'apprentissage (Witten et Frank, 2005). La méthode choisie pour la sélection des attributs sous Weka est la méthode M5', cette dernière met en place toutes les variables potentielles pour les retirer une à une afin de constater si la relation s'améliore ou non. Les variables sont évaluées selon des coefficients normalisés et le processus de rejet et de remise s'effectue jusqu'à ce qu'aucune amélioration ne soit constatée dans l'estimation de l'erreur basée sur le critère d'information d'Akaike (Witten et Frank, 2005 ; Weka, 2011). Cette procédure implique que les variables qui ne contribuent pas positivement par la réduction des RMSE sont rejetées. Les premiers calculs de régression impliquent donc l'utilisation d'un ensemble de variables mais résultent en une relation avec un sous-ensemble de ces variables. Le but du processus est d'établir la meilleure régression, ce qui revient à utiliser uniquement les variables les plus pertinentes qui minimisent les RMSE.

La méthode de la régression RMA présentée dans les études de Curran et Hay (1986) et Larsson (1993) a été testée entre le Vo et l'ensemble des indices de végétation générés à partir de chaque image utilisée sauf pour l'image GeoEye, puisque cette méthode, contrairement à la régression traditionnelle minimise, la somme des produits vectoriels des différences sur les deux axes x (données de télédétection) et y (données de terrain). Ce traitement a été réalisé grâce à l'utilisation d'un programme développé sous le logiciel R® (Annexe 5). Avant le lancement de nos analyses de régression linéaire, nous nous sommes inspirés du travail de Powell *et al.* (2010) pour la détermination de l'ensemble optimal de variables. L'organisation et le regroupement de nos variables a été effectué en 15 variantes pour les deux images TM Landsat, en 4 variantes pour l'image Alsat-1 et en 14 variantes pour l'image GeoEye (Tableau XII). Ce regroupement pourra déterminer l'effet de la combinaison des variables spectrales et la détermination de l'ensemble le plus cohérent avec la réalité du terrain. Ceci pourra également apporter une contribution sur la pertinence de l'utilisation des données fines et l'intérêt de l'utilisation de la fusion des données MS aux données panchromatiques.

Pour mieux illustrer notre méthodologie, nous avons utilisé deux types de régression, la RO et RMA. La RO a été réalisée sous Weka selon la stratégie adoptée pour le choix de la méthode de la sélection des variables (M5') et la manière de la combinaison des variables indépendante (Tableau XII) dans le but de déterminer le modèle et l'ensemble le plus pertinent avec le terrain. Cependant la régression RMA a été appliquée uniquement entre le Vo et les indices de végétation NDVI, SAVI_{0,50}, SAVI_{0,25} et TSARVI issus de l'utilisation des images : Landsat 2006, 2009 et l'image Alsat-1. Les calculs de régression ont été appliqués dans le but de voir l'applicabilité de notre approche à d'autres images sans tenir compte de la date d'acquisition et du type de capteur, la comparaison des méthodes de régression utilisées est de voir le comportement des modèles statistiques suite à la combinaison des indices spectraux (indices de végétation, *Tasseled Cap*, données fusionnées).

Tableau XII : Combinaison des variables indépendantes pour l'estimation du volume de bois.

Variante	Variable indépendante		
	Images Landsat (2006 et 2009)	Image Alsat-1 (2005)	Image GeoEye (2009)
1	BO	BO	BO
2	BO +NDVI	BO +NDVI	BO +NDVI
3	BO + SAVI _{0,50}	BO + SAVI _{0,50}	BO _F
4	BO + SAVI _{0,25}	BO + SAVI _{0,25}	BO _F +NDVI _F
5	BO + TSARVI		Pan
6	<i>Tasseled Cap</i>		Pan+NDVI
7	<i>Tasseled Cap</i> +NDVI		Pan+NDVI _F
8	<i>Tasseled Cap</i> + SAVI _{0,50}		Pan+NDVI _F +NDVI
9	<i>Tasseled Cap</i> + SAVI _{0,25}		ACP
10	<i>Tasseled Cap</i> + TSARVI		ACP+NDVI
11	BO + <i>Tasseled Cap</i>		ACP+NDVI _F
12	BO + <i>Tasseled Cap</i> +NDVI		NDVI
13	BO + <i>Tasseled Cap</i> + SAVI _{0,50}		NDVI _F
14	BO + <i>Tasseled Cap</i> + SAVI _{0,25}		BO+BO _F +ACP+Pan+NDVI+NDVI _F
15	BO + <i>Tasseled Cap</i> + TSARVI		

2.2.7. Évaluation de l'erreur des régressions

La fiabilité des modèles générés a été mesurée par la validation croisée offerte par le Weka à partir des données de d'apprentissage (RMSE_T) et par le RMSE calculée à partir des données des placettes de validation (RMSE_V) en utilisant l'équation suivante :

$$RMSE_V = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (V_{o_i} - V_{e_i})^2} \quad (6)$$

Où V_o = volume observé, V_e = volume estimé, n = nombre de placettes de validation. Le modèle qui présentera les coefficients de corrélation les plus élevés ainsi que les résultats RMSE_T et RMSE_V les plus faibles seront choisis comme la meilleure fonction de prédiction de volume des peuplements.

2.2.8. Cartographie du volume de bois du Pin d'Alep dans la zone d'étude en utilisant l'image Landsat 2009

Pour cartographier le volume de bois on doit passer d'abord par une classification thématique initiale des images satellitaires pour identifier les zones de peuplements forestiers pertinents au calcul du volume. Notre zone d'étude présentait une hétérogénéité dans l'occupation du sol (matorral, matorrals arborés,..). Toutefois un seul type de couvert arborescent existe, c'est celui qui nous intéresse, c'est-à-dire celui dominé exclusivement par le Pin d'Alep. Il a fallu donc procéder à une classification dirigée de l'image Landsat TM de 2009 pour identifier ces peuplements. Quatre classes thématiques ont été identifiées à savoir : (1) les jeunes peuplements de Pin d'Alep (YAP), (2) les peuplements murs de Pin d'Alep (MAP), (3) les Cyprès (CYP), (4) Matorral et /ou Matorrals arborés (SWT). Les données de formation pour la classification étaient composées de 14 zones d'intérêt par classe thématique. Ces zones ont été choisies sur le terrain pour leur bonne représentation spatiale et homogénéité. Nous avons procédé à l'application d'une classification dirigée par maximum de vraisemblance à partir de laquelle la 1^e composante principale (97,40% de l'information), la 2^e composante principale (1,27% de l'information) et le NDVI ont été utilisés pour identifier les classes thématiques d'occupation du territoire. Ce choix des bandes (ACP1, ACP2 et NDVI) pour la classification dirigée a été imposé pour éliminer la forte redondance (forte corrélation > 90%) entre des bandes MS. L'algorithme de la classification dirigée Maximum de vraisemblance a été choisi dans notre cas, puisque c'est un classificateur simple, efficace et le plus couramment utilisé (Benedictsson *et al.*, 1990 ; Foody *et al.*, 1992).

La règle de décision du maximum de vraisemblance est basée sur la probabilité qu'un pixel appartient à une classe particulière. L'équation de base pour cet algorithme suppose aussi que ces probabilités sont égales pour toutes les classes et que les bandes au niveau des zones d'intérêt ont des distributions normales.

Des points de validation (279 points) ont été prélevés au hasard et qui ne font pas partie des zones d'intérêt identifiés pour la classification dirigée dans le but d'évaluer la précision des classes thématiques au niveau des pixels correspondant à ces points de validation. Les 279 points de validation ont contribué au calcul de la matrice des erreurs. Les superficies identifiées comme zone de peuplements de Pin d'Alep (jeune et adulte) permettront de créer un masque spécifique aux peuplements de Pin d'Alep.

Une fois le masque disponible pour identifier les zones de couvert forestier de Pin d'Alep, les modèles statistiques sélectionnés vont être appliqués à l'image satellitaire pour retrouver une valeur de volume de bois estimé pour chaque pixel sous le masque. Il faut noter que l'objectif principal de notre étude n'est pas la classification elle-même mais la capacité de cartographier le volume ligneux des peuplements de Pin d'Alep. Le détail de la classification dirigée pour identifier les zones forestières ne sera pas abordé. Nous limiterons la documentation du processus à l'évaluation de l'erreur de la classification par l'utilisation de l'indice de *Kappa*.

2.2.9. Application de la méthode à d'autres images satellitaires

L'applicabilité de notre démarche méthodologique sur l'image Landsat TM de 2009 a été aussi testée sur le reste des images satellitaires afin d'évaluer jusqu'à quel point l'estimation des volumes de bois dépend de la date d'acquisition et du capteur. La capacité d'établir des relations à partir de l'autre image du capteur TM de Landsat de l'année 2006 a aussi été testée afin d'établir si les relations sont indépendantes temporellement. Similairement, le calcul de relation entre l'information spectrale et le volume de bois a aussi été testé sur l'image Alsat-1 acquise en septembre 2005. Alsat-1 n'offre toutefois que trois bandes spectrales, qui sont le vert (0,523 – 0,605 μm), le rouge (0,629 – 0,690 μm) et le proche infrarouge (0,774 - 0,900 μm) ce qui a empêché d'utiliser le TSARVI et la transformation *Tasseled Cap*. L'image GeoEye sera exclusivement testée afin de voir le potentiel estimatif du volume de bois par l'utilisation des données à THRS. Nous limitons le test à un seul indice de végétation (NDVI) et une seule méthode de régression à savoir la RO. Ces tests nous permettent toutefois de vérifier si les relations sont identiques sans influence de la date d'acquisition des images et de la nature des capteurs.

CHAPITRE IV
RESULTATS ET DISCUSSIONS

1. RESULTATS DE LA DÉTECTION DES CHANGEMENTS

1.1. Soustraction des images

La soustraction des six variables (TM4, TM5, TM4/TM5, TM7/TM5, NDVI, NDMI) a été effectuée pour les quatre périodes de l'étude. Chaque soustraction a procuré un fichier image à une bande dont les valeurs en nombre réel correspondent à la différence entre l'image la plus récente et la plus ancienne. Toutes les images résultantes des soustractions affichent des distributions clairement gaussiennes.

Les pixels associés aux zones sans changement sont clairement répartis autour de la moyenne zéro. En complément, les pixels associés aux zones ayant subi des changements se retrouvent dans les extrémités de la distribution. Ce constat est en accord avec la littérature scientifique (Mas, 2000 ; Song *et al.*, 2001). La magnitude des changements est donc directement associée aux valeurs d'écart-types (δ) autour de la valeur moyenne (μ) de chaque image résultante de chaque soustraction (Tableau XIII). L'identification des zones de changement était donc liée directement à l'étude de la valeur de δ pour établir un seuil d'apparition des changements observés pour chaque paire d'images. Nous avons choisi d'utiliser les valeurs des seuils pour étudier le lien entre les résultats des soustractions et les changements dans le paysage. Ces valeurs sont nécessaires pour la séparation des pixels selon leurs natures de changement soit « pas de changement » qui signifie une stabilité entre la situation initiale et la situation finale, soit un « changement positif » qui est une évolution progressive de la végétation contrairement au « changement négatif » qui est considéré comme une dégradation de végétation.

Tableau XIII : Récapitulatif statistique des bandes résultantes des soustractions.

Variable	P1		P2		P3		P4	
	μ	δ	μ	δ	μ	Δ	μ	δ
TM4	0,498	4,824	-4,016	10,628	-1,329	7,525	-3,127	4,380
TM5	5,104	12,545	-0,387	18,017	-4,725	15,549	-2,526	10,050
TM4/TM5	0,510	0,236	-0,036	0,097	0,045	0,099	0,104	0,099
TM7/TM5	-0,017	0,114	-0,010	0,076	0,024	0,146	0,123	0,208
NDVI	-0,008	0,042	-0,003	0,026	0,023	0,050	-0,054	0,052
NDMI	-0,014	0,049	-0,018	0,047	0,028	0,060	0,072	0,058

1.2. Sélection des bandes, ratios ou indices pertinents

Une fois établies les soustractions des variables testées et l'application des différents seuils radiométriques (1δ , 2δ et 3δ) pour chaque variable et chaque période, nous avons procédé à la sélection de la donnée (bandes, ratios ou l'indices) la plus pertinente. Cette sélection a été basée exclusivement sur l'évaluation de la précision globale (PG) des classifications obtenues par les matrices d'erreurs (Tableau XIV).

Ceci nous a permis de constater que le NDVI ressort comme le plus judicieux pour caractériser les changements des peuplements forestiers dans notre région d'étude. Les valeurs les plus élevées de la PG sont procurées au niveau de la différenciation des indices de végétation pour l'ensemble des périodes étudiées. Les pourcentages de la PG étaient de 98,5 , 99,8 , 71,9 et 89,8%, respectivement pour les périodes P1, P2, P3 et P4. Ces valeurs sont spécifiques aux seuils radiométriques 1δ à la moyenne des bandes résultante de la soustraction des indices NDVI. Dans le reste des seuils (2δ et 3δ) la PG diminue graduellement par rapport au seuil de 1δ .

Une autre analyse à été possible grâce aux classements des données utilisées en fonction de leurs PG (Tableau XIV). Pour les trois périodes (P2, P3 et P4) le NDVI restait la variable la plus pertinente pour les trois seuils testés. Cependant, il est moins pertinent pour le seuil 3δ de la période P1 (PG = 65,18%). Avec le seuil 3δ la différenciation des bandes TM5 et TM4 a donné respectivement une PG un peu élevée (PG = 76,8% et 69,4%) par rapport à la différenciation des NDVI. Dans la figure 22, nous nous sommes limités à présenter uniquement les histogrammes des bandes résultantes de la soustraction des NDVI. Graphiquement, les deux périodes P2 et P3 présentent une forme gaussienne assez parfaite par rapport aux P1 et P4. Les moyennes (μ) sont toutes négatives (Tableau XIII) sauf pour la période P3 (0,023). La différence entre les μ est peu importante pour les quatre périodes. Le classement croissant des moyennes est - 0,054 ; - 0,008 ; - 0,003 et + 0,023 respectivement pour P4, P1, P2 et P3. Nous constatons que les écarts-types sont tous positifs et les valeurs les plus grandes sont celles de la période P4 et P3 respectivement 0,052 et 0,050, L'écart-type le plus faible est enregistré durant la période P2 (0,026). Il était clair de sélectionner la variable NDVI pour représenter et d'analyser les changements dans notre zone d'étude.

Les résultats sur les variables testées avec l'utilisation des 3 seuils (1δ , 2δ et 3δ) a permis de sélectionner le NDVI comme la variable la plus pertinente pour la détection des changements. L'analyse des résultats de la PG obtenus par ces seuils nous ont motivé d'avantage pour relancer une deuxième série de tests de seuillage sur les bandes résultantes de la différenciation des NDVI dans le but de trouver la valeur radiométrique la plus pertinente. La figure 23 montre l'évolution de la PG en fonction des différents seuils testés. Il est clair que le seuil $\pm 0,9\delta$ est le plus pertinent pour l'ensemble des périodes étudiées. La PG avec le seuil $0,9\delta$ était de 98,5 , 100 , 72,7 et 92,5% , respectivement pour la période P1, P2, P 3 et P4.

Tableau XIV : Classement des variables utilisées en fonction de la précision globale et des trois seuils testés (1δ , 2δ et 3δ).

Période	$\pm 1\delta$		$\pm 2\delta$		$\pm 3\delta$	
	Variable	PG (%)	Variable	PG (%)	Variable	PG (%)
P1	NDVI	98,51	NDVI	89,29	TM5	76,79
	NDMI	81,85	TM5	80,36	TM4	69,35
	TM5	81,25	TM4	69,35	NDVI	65,18
	TM7/TM5	81,25	TM7/TM5	69,05	NDMI	56,25
	TM4/TM5	78,57	NDMI	68,15	TM7/TM5	53,87
	TM4	64,29	TM4/TM5	58,04	TM4/TM5	53,27
P2	NDVI	99,80	NDVI	98,80	NDVI	89,00
	NDMI	90,80	TM5	93,80	TM5	84,00
	TM4/TM5	90,40	NDMI	83,20	NDMI	69,40
	TM7/TM5	86,80	TM4/TM5	76,20	TM4	67,80
	TM5	83,80	TM4	75,40	TM7/TM5	65,40
	TM4	66,00	TM7/TM5	72,60	TM4/TM5	63,60
P3	NDVI	71,91	NDVI	61,24	NDVI	49,44
	NDMI	69,38	TM4/TM5	57,58	TM4/TM5	47,75
	TM4/TM5	69,10	NDMI	57,02	NDMI	45,51
	TM7/TM5	57,87	TM7/TM5	47,47	TM7/TM5	41,85
	TM5	48,60	TM4	40,45	TM5	40,45
	TM4	45,79	TM5	39,04	TM4	39,33
P4	NDVI	89,77	NDVI	79,53	NDVI	49,30
	TM5	45,12	TM7/TM5	46,51	TM7/TM5	40,47
	TM7/TM5	40,93	TM5	43,72	TM5	34,88
	TM4	37,67	TM4	39,07	TM4	33,95
	NDMI	31,63	NDMI	24,19	NDMI	25,12
	TM4/TM5	28,84	TM4/TM5	24,19	TM4/TM5	24,19

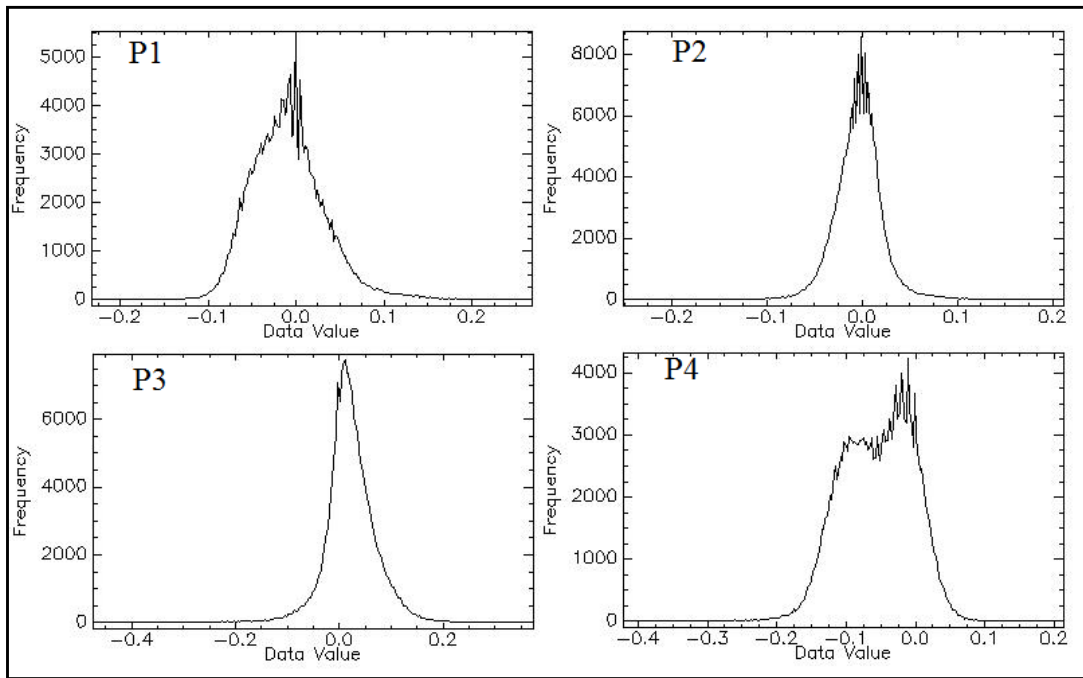


Figure 22 : Histogrammes résultants de la soustraction des NDVI des quatre périodes.

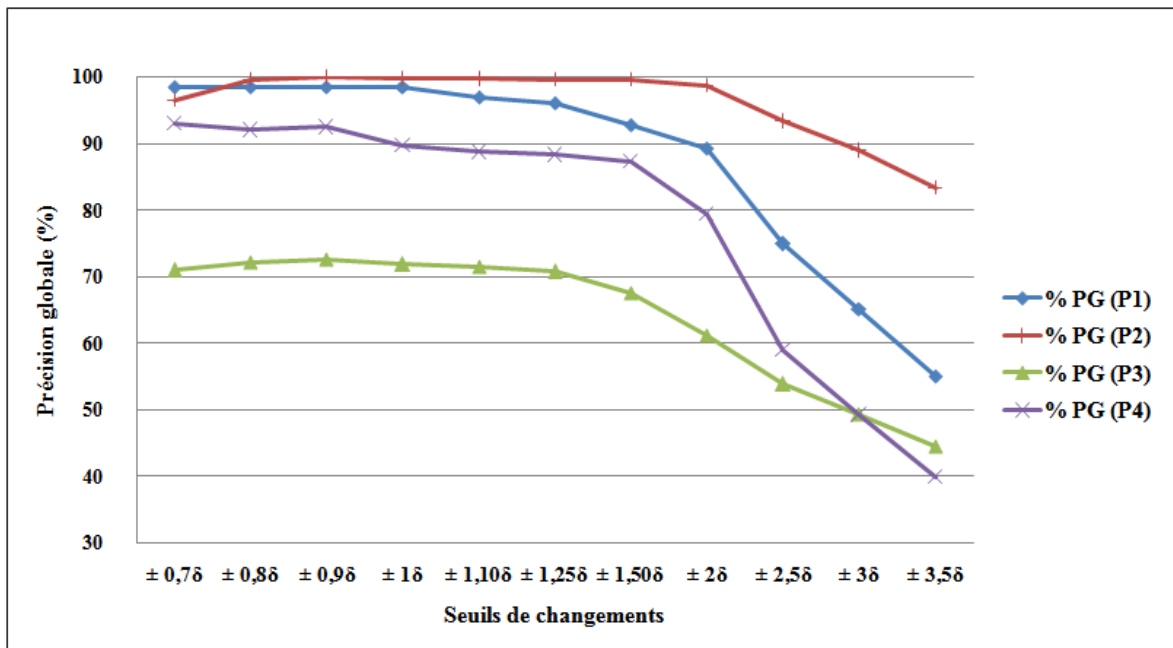


Figure 23 : Évolution de la précision globale en fonction des seuils radiométriques testés.

1.3. Validation et analyse des changements

Un total de 184 polygones sélectionnés a permis de faire la validation et le calcul des matrices d'erreurs. Le tableau XV présente les résultats de la PG, l'indice *kappa* (K) et la précision moyenne des trois catégories de changements trouvées par l'application du seuil 0,9δ sur les bandes résultant de la différenciation des NDVI. L'analyse de ce tableau indique que dans la période P3, la classification des changements est moins précise

par rapport au trois autres périodes ($K = 56,7\%$) la précision moyenne est de 92,2, 90,6 et 16,8% respectivement pour les changements positifs, pas de changement et les changements négatifs. Les meilleurs résultats de détection des changements sont ceux constatés durant la P2 où la PG et K égale à 100%.

Il est difficile de donner une analyse pertinente sur l'ensemble des changements en utilisant la soustraction des NDVI. L'analyse visuelle et la validation sur terrain nous ont aidées à effectuer quelques analyses sur les changements. L'évolution spatio-temporelle est représentée par la figure 24 et le tableau XVI. A titre d'exemple :

Pour la période P1 (1984 au 1987) une déforestation est remarquable suite à la réalisation d'une infrastructure. Des coupes de régénération par bandes successives ont été détectées dans un peuplement mûr de Pin d'Alep dans le versant Nord de la série 3 et au nord de la zone d'étude (Figure 25). La forte intensité des éclaircies appliquées au sud de la forêt (série 3) a été également observée sur les images de différenciation. Cependant une forte reprise de la végétation annuelle est constatée dans la forêt.

Des reboisements de Pin d'Alep ont été réalisés à Oum D'faine, Ragoubet Attiat et Ragoub et Djmel entre 1987 et 1999 (voir figure 26). Une dégradation assez importante est constatée tout le long du kaf Haouas en raison de la forte pression anthropique.

Pour la période P3 allant de 1999 à 2006 le développement du feuillage des arbres après une forte défoliation a été très visible au niveau des jeunes peuplements issus de la régénération naturelle de la série 1 (Sud-est de la forêt), des jeunes reboisements de Pin d'Alep de la série 3 (sud de la forêt) et la dans la série 9 et 10 (Nord-ouest). Une régression de la végétation a été constatée dans le sud de la région Ragoubet Attiat, causée principalement par un incendie. Aussi pour cette période, la zone Haouas est la plus touchée par la dégradation sous l'effet de chablis et des coupes illicites de bois.

La dernière période P4 (2006 - 2009) n'est pas marquée par de grands changements spatio-temporels. Les changements progressifs constatés pour cette période sont purement naturels caractérisés par une reprise de l'activité physiologie des jeunes reboisements au sud de la zone d'étude. Une reprise de la végétation spontanée vivace (*Stipa tenacissima*) est remarquable sur les hauteurs des versants sud de la zone d'étude suite à la forte précipitation enregistrée durant cette année, contrairement à la forte dégradation constatée dans le sud-ouest et nord-ouest de la région d'étude suite aux coupes illicites.

Tableau XV : Matrice d'erreurs des classifications des changements trouvés par l'utilisation du seuil de changement (0,9 δ).

Période	Classe de changement	Précision (%)	Précision globale (%)	<i>Kappa</i> (%)
P1	Changement (+)	91,43	98,51	97,42
	Pas de changement	100		
	Changement (-)	98,46		
P2	Changement (+)	100	100	100
	Pas de changement	100		
	Changement (-)	100		
P3	Changement (+)	92,25	72,75	56,71
	Pas de changement	90,58		
	Changement (-)	16,85		
P4	Changement (+)	95,24	92,56	88,70
	Pas de changement	83,33		
	Changement (-)	97,67		

Tableau XVI : Récapitulatif des changements exprimés en hectares et en pourcentage pour chaque période.

	P1	P2	P3	P4
Changement (+)	2916 (17 %)	2275 (13%)	2565 (15%)	3589 (20%)
Pas changement	11467 (65%)	12667 (72%)	12911 (74%)	10294 (59%)
Changement (-)	3179 (18%)	2619 (15%)	2086 (12%)	3679 (21%)

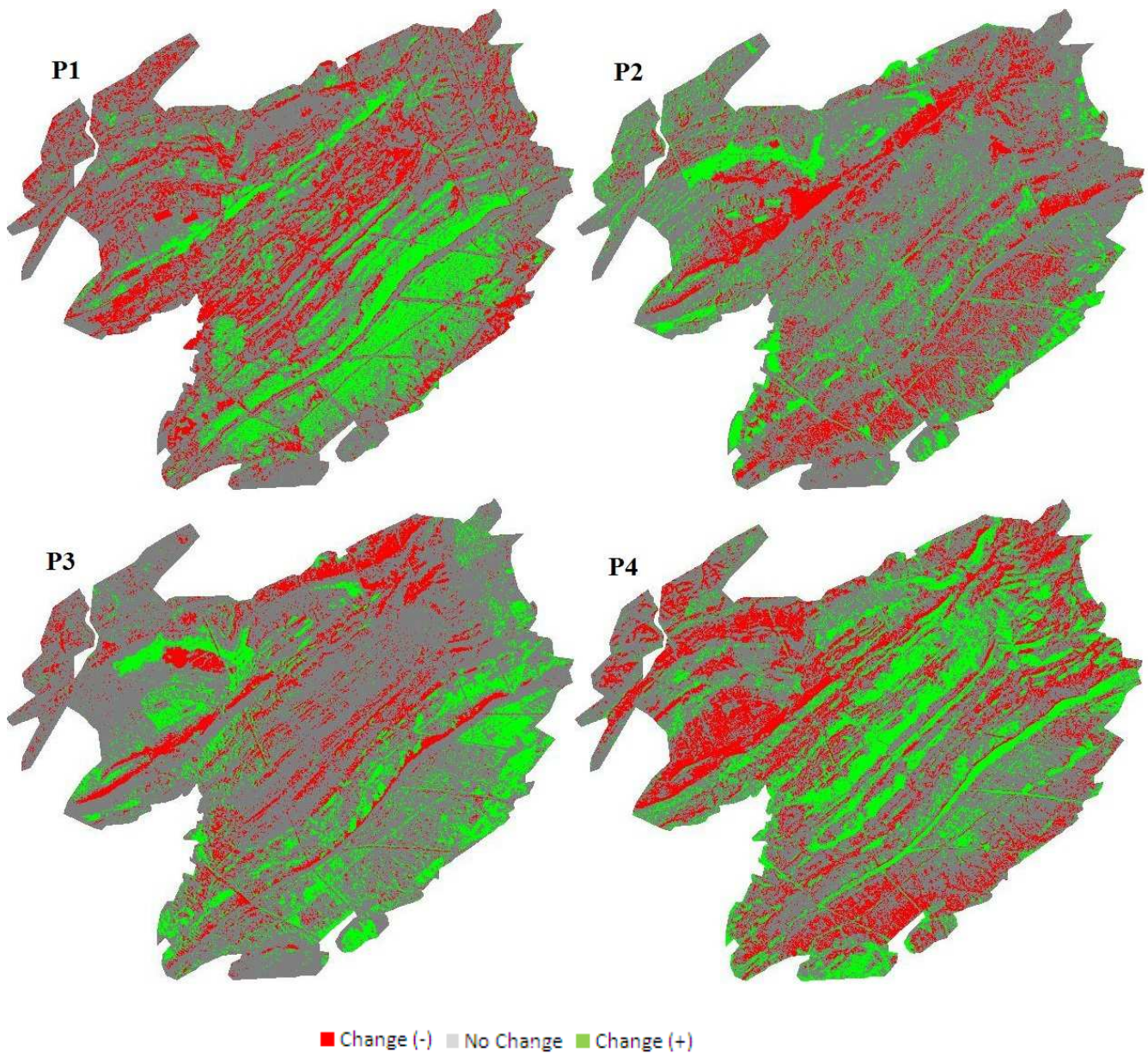
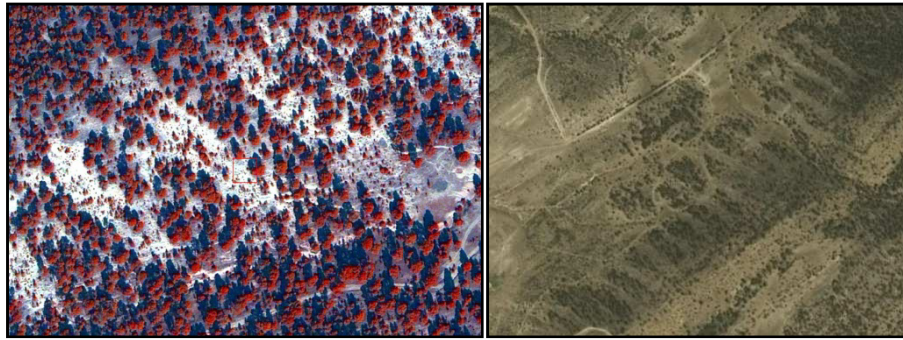


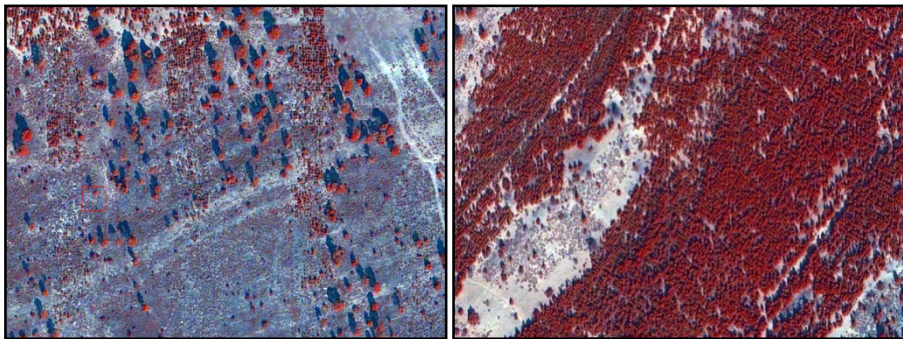
Figure 24 : Cartes de changement issues de la différenciation des NDVI et de l'utilisation du seuil 0,9δ à la moyenne.



(a)

(b)

Figure 25 : Coupe rase par bandes successives sur l'image GeoEye (a) et Google Earth (b).



(a)

(b)

Figure 26 : Reboisement dégradé après coupe rase (a) et reboisement d'Oum D'faine (b).

1.4. Changements de l'écosystème forestier

Dans tous les cas, le seuil 0,9 δ à la moyenne apporte clairement le plus de détail et de précision. Le pourcentage d'endroits stables n'est pas très étendu pour les quatre périodes à l'exception de la dernière. Il est de 65,3, 72,1, 73,5 et 58,6% respectivement pour les périodes P1, P2, P3 et P4. Une stabilité temporelle est enregistrée entre les périodes P2 et P3 soit une différence de 1,4% seulement. Cependant, l'utilisation des images à THRS récentes (GeoEye et Google Earth) nous a permis de constater qu'après toutes ces années (26 ans), les endroits où les coupes rases ont été réalisées durant l'application des opérations sylvicoles sont toujours dépourvus de jeunes peuplements de Pin d'Alep. La résolution très fine (0,5 m) de l'image GeoEye a permis aussi de constater d'autres types de travaux forestiers tels que le dépressage par cloisonnement. Le dépressage par cloisonnement a été réalisé au niveau des peuplements forestiers de la série 2 et 5 (Figures 26). Les images Landsat n'étaient pas capables de les détecter à cause de leur résolution spatiale grossière.

D'après nos investigations, ces opérations forestières ont été appliquées bien avant les années 1950. Des coupes illicites et des chablis de Pin d'Alep sont aussi très visibles sur l'image GeoEye (Figure 28). Les représentations graphiques des valeurs NDVI des 116 placettes ont permis de déduire que les peuplements de Pin d'Alep durant la période allant de 1984 à 1987 ont subi beaucoup de changements par rapport au reste des périodes étudiées (Figure 29).



(a)

(b)

Figure 27 : Dépressage par cloisonnement au niveau des peuplements forestiers de Pin d'Alep de la série 2 (a) et la série 5 (b).

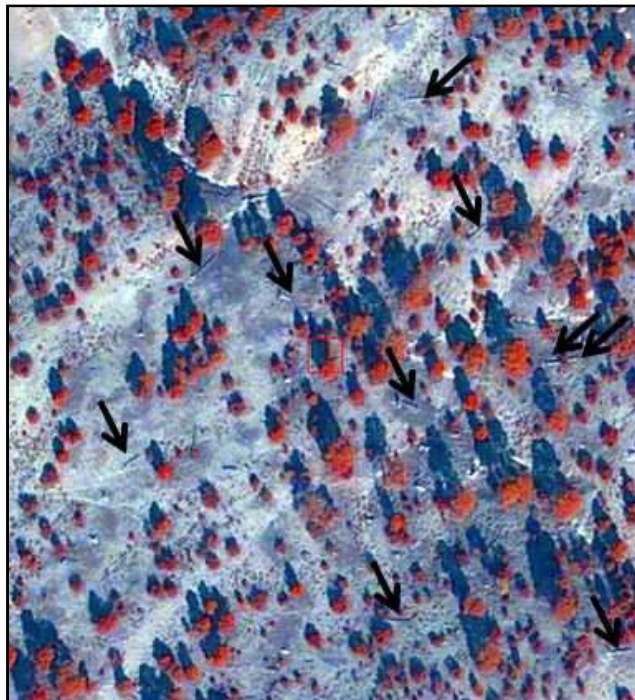


Figure 28 : Coupes illicites et chablis des sujets sur-âgés de Pin d'Alep dans la région de kaf Haouas.

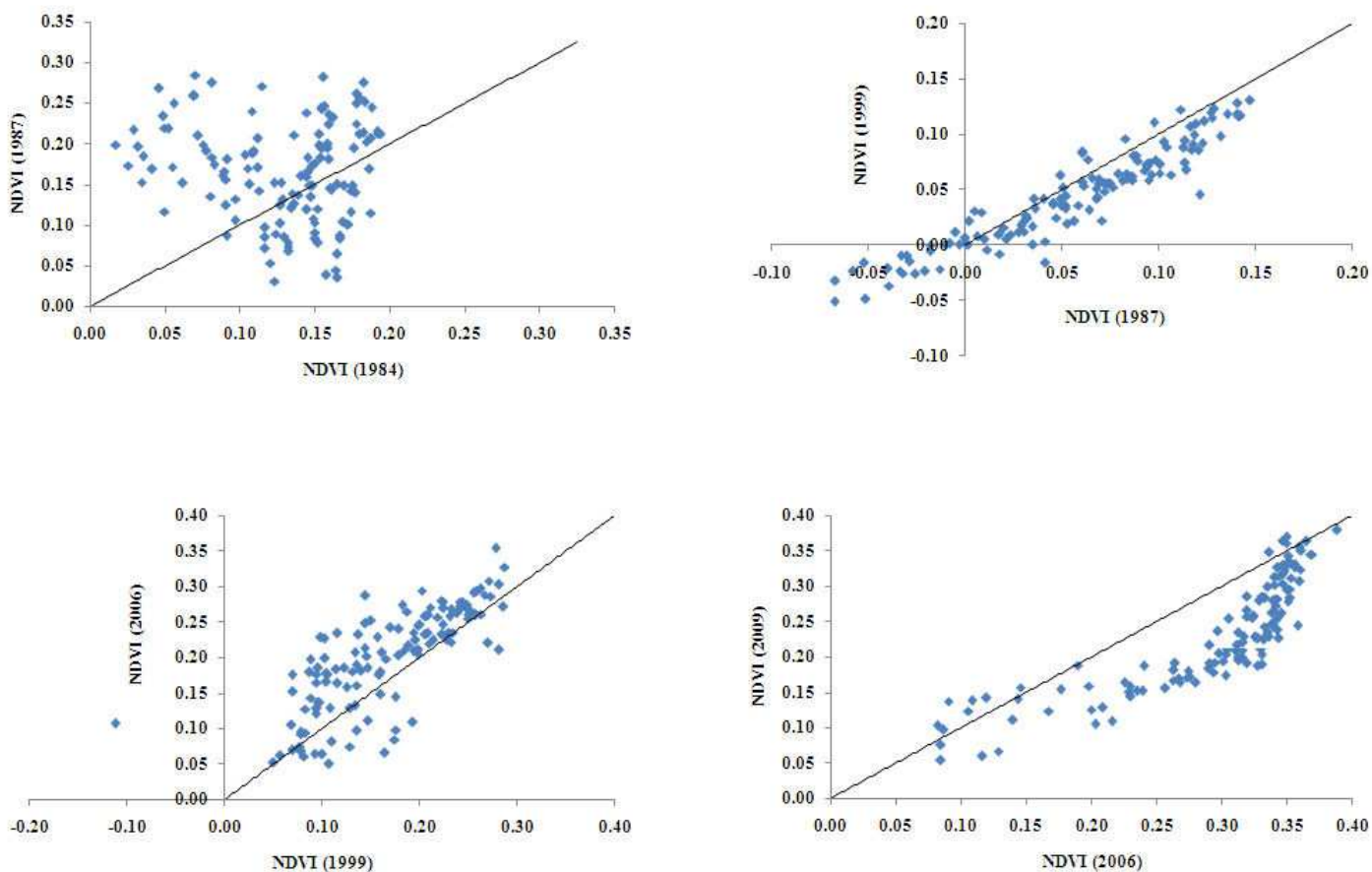


Figure 29 : Représentations graphiques des valeurs moyennes des NDVI des 16 placettes de Pin d'Alep.

1.5. Discussion

1.5.1. Méthode de cartographie du changement par télédétection

Il est nécessaire d'utiliser des méthodes qui fournissent des informations qui peuvent être moins précises, mais sont beaucoup plus rapides pour surveiller et gérer les écosystèmes des paysages (Guerra *et al.*, 1998). La méthode algébrique par soustraction des données de télédétection a permis la détection des changements au niveau de la zone d'étude sur un intervalle assez important (1984 - 2009). Cette méthode a été capable de contourner efficacement le problème de l'indisponibilité de l'information sur les changements. Le test préliminaire réalisé sur nos données candidates pour la détection des changements a fait ressortir significativement le NDVI comme la variable la plus pertinente par rapport au reste des variables testées.

Le NDVI a donné les meilleures précisions des classifications des changements par rapport à la bande TM4 (rouge) contrairement à ce qui était indiqué dans des zones semi-arides similaires à notre région d'étude (Pilon *et al.*, 1988 ; Chavez et Mackinnon, 1994). Ces résultats sont probablement dus à la densité des peuplements initiaux et au temps qui sépare la situation initiale et finale de chaque période (Franklin *et al.*, 2000). Aussi, le NDVI a été le plus important pour la détection des zones les plus touchées par la défoliation causée par la chenille processionnaire du Pin d'Alep (*Thaumetopoea pityocampa*) par rapport à l'utilisation de la différenciation du ratio TM7/TM5 recommandée par Nelson (1983). Le NDVI a été pertinent par rapport à l'NDMI malgré que ce dernier soit sensible à l'humidité du sol (Wilson et Sader, 2002) et l'humidité de la végétation (Freitas *et al.*, 2005). Selon notre interprétation dans notre étude nous croyons que, l'indice de végétation NDVI a été plus pertinent puisque : (1) les plages de densité végétale dans les milieux semi-arides sont propices à son utilisation car le niveau de saturation n'est pas atteint ; (2) il a le pouvoir de séparer la végétation verte des autres surfaces (Wilson et Sedar, 2002) ; (3) les valeurs élevées du NDVI donnent une forte indication sur la biomasse et les volumes de bois, l'état sanitaire des peuplements et le degré de la fermeture des couverts forestiers (Jasinski, 1990 ; Sader et Winne, 1992 ; Sellers, 1985) ; et (4) il tient compte des variations dans l'ombre et il est moins influencée par la topographie (Singh, 1989 ; Stefanov, 2001 ; Morawitz *et al.*, 2006).

Le seuil radiométrique (0,98) a donné les précisions les plus importantes pour la détection des changements pour l'ensemble des périodes étudiées mais il est souvent difficile d'analyser tous les changements. Dans les travaux de détection des changements il n'y a pas une seule méthode qui est considérée comme optimale ou même applicable à tous les types de zones d'étude (Lu *et al.*, 2005). A cet effet, nous proposons pour l'amélioration de notre travail d'explorer d'autres méthodes et d'autres données telles que les données *Tasseled Cap* et les données ACP. Selon Lu *et al.* (2005) l'ACP a le pouvoir d'améliorer les résultats de la détection des changements. Franklin *et al.* (2000) ont comparé la transformation *Tasseled Cap*, le NDVI et l'analyse en composantes principales (ACP) pour la détection des changements dans les forêts. Ils ont constaté que la plupart des changements ont été concentrés dans la 1^{ère} et 2^{ème} composantes principales et la composante humidité du *Tasseled Cap*. Le NDVI a été confondu par la végétation du sous-étage dense. Ceci est en accord avec la conclusion faite par Sader (1995).

Collins et Woodcock (1996) ont expliqué la fiabilité de la détection des changements forestiers dans la bande humidité due à des changements dans l'infrarouge moyen et ont conclu que l'humidité est un indicateur fiable de l'évolution de la forêt.

1.5.2. Apports de l'analyse du changement pour la gestion forestière

Pour ce qui est de l'évolution progressive (changements positifs) des peuplements forestiers, mise à part l'introduction des reboisements de Pin d'Alep, il faut porter une attention particulière sur l'influence du facteur limitant « eau - précipitation » dans les régions semi-arides de l'Atlas saharien. On parle souvent dans ces régions de « bonne année » et de « mauvaise année » selon l'abondance des pluies. Ceci provoquera une limite pour la détection des changements par l'utilisation de la différenciation des indices spectraux tels que NDVI dans les écosystèmes forestiers des milieux semi-arides. Nous recommandons de prendre en considération aussi ce facteur primordial au moment de la sélection des images satellitaires. Morawitz *et al.* (2006) suggèrent même la sélection des images où la pluviométrie moyenne est approximativement égale pour les mois d'acquisition.

La régénération du Pin d'Alep dans les bandes coupées n'a pas été assurée ni par la voie naturelle ni par la voie artificielle (travaux de reboisement que le forestier doit faire systématiquement après l'exploitation du bois dans le but de protéger le sol). Ceci est une conséquence des conditions édapho-climatiques et anthropiques difficiles des forêts des milieux semi-arides d'une part et des aspects liés à la gestion forestière suite à l'arrêt de l'application de l'étude d'aménagement d'autre part. Ce constat est une preuve à l'appui sur la fragilité de l'écosystème forestier en place. Ceci impose une stratégie de conservation au lieu d'une stratégie de production basée sur l'exploitation commerciale du bois.

Dans cette étude nous avons pu localiser une vingtaine d'endroits où l'exploitation de bois a été faite durant la période 1984 – 1987. Normalement l'administration forestière de l'époque, et au moment de la suspension des travaux d'exploitation du bois, devait entreprendre des travaux de reboisements sur l'ensemble des bandes coupées pour la protection du sol contre l'érosion. Une exception a été constatée au niveau de trois bandes au Nord de notre zone d'étude et dont le reboisement du Pin d'Alep n'a pas trop réussi (voir figure 26a). Malgré la grande superficie de plantations Pin d'Alep (*Pinus halepensis*) réalisées à la fin des années 80, peu d'examen critiques ont été faits sur les retombées écologiques de ces plantations.

Le *Pinus halepensis* a été le choix idéal des années 70 pour les reboisements forestiers suite aux faibles coûts et exigences techniques pour sa production en pépinière. La résistance et l'adaptation aux conditions édapho-climatiques défavorables ont été aussi des critères de sélection non seulement pour la reconstitution des massifs forestiers, mais aussi pour lancer de grands plans de reboisement tel que le projet de reboisement du barrage vert (une immense ceinture de 1200 km de long sur 5 à 20 km de large) devant protéger la partie Nord de l'Algérie de l'inexorable avancée du désert. En parallèle, une dynamique a été constaté par l'utilisation des images Landsat au niveau des peuplements Pin d'Alep du fait que cette essence est considérée comme la haute d'un grand nombre d'insectes (*Tomicus destruens*, *Tomicus piniperda*, *Orthotomicus erosus*, *Thaumetopoea pityocampa*...etc.). Les grands dégâts causés par les scolytes ont été signalés dans la zone d'étude vers la fin des années 80 et qui concordent exactement avec les années d'exploitation du bois et à la mauvaise gestion du bois coupé. Halperin *et al.* (1982) ont lié la recrudescence des foyers de scolytes dans le Pin d'Alep à la maturation des arbres et à l'augmentation des éclaircies dans les zones semi-arides d'Israël. L'ampleur des dégâts des scolytes au niveau des peuplements de Pin d'Alep a été la cause principale pour l'arrêt définitif des opérations sylvicoles et l'application de l'étude de l'aménagement proposé.

La télédétection a permis de détecter la défoliation au niveau des jeunes peuplements de Pin d'Alep causée par la Chenille processionnaire du Pin (*Thaumetopoea pityocampa*). Dans la figure 28, la résolution très fine (< 1m) de l'image GeoEye nous a permis de constater la présence de bois mort au sol (chablis) ce qui forme des réservoirs de nourriture en abondance et des foyers de multiplication de ravageurs. Le seul moyen de lutte contre ces ravageurs est plutôt l'application des méthodes préventives par l'évacuation de tous les chablis. Enfin, une réflexion particulière doit être effectuée dans l'avenir sur la pertinence des opérations sylvicoles appliquées dans les forêts semi-arides. La projection des normes et la nomenclature sylvicoles des pays à vocation forestière sur des milieux fragiles telles que les pinèdes de l'Atlas saharien, met ces opérations dans une catégorie de travaux inadaptés. Une sylviculture et des plans de gestions intégrés assez spécifiques aux forêts des zones semi-arides peuvent maintenir un équilibre de ces écosystèmes écologiques.

La méthode de soustraction appliquée sur les données de télédétection a permis efficacement de contourner le problème de manque de données sur le changement et de schématiser les grands changements sur une période assez importante.

2. RESULTATS DE L'ESTIMATION DU VOLUME DE BOIS

2.1. Choix du modèle statistique pour l'image Landsat 2009

2.1.1. Régression linéaire ordinaire (RO)

Une exploration graphique montre la distribution entre le volume des peuplements des parcelles (V_0) et les valeurs spectrales de l'image Landsat 2009 (soit, TM3, TM4, TM5 et NDVI) (Figure 30). Nous avons déterminé l'ensemble des variables spectrales (bandes ou indice de végétation) les plus judicieuses pour l'estimation du volume de bois à partir des analyses permettant d'évaluer les différentes combinaisons (Tableau XII). L'ensemble des résultats obtenus par l'analyse de la RO sont présentés dans le tableau XVII. Les modèles 7, 8 et 9 ont procuré le coefficient de corrélation le plus élevé ($R = 0,464$) avec les variables du *Tasseled Cap*, le NDVI, le $SAVI_{0,50}$ et le $SAVI_{0,25}$. Les modèles associés aux trois groupes de variantes : (1) : 2, 7, 12 ; (2) : 3, 8, 13 ; et (3) : 4, 9, 14 procurent les meilleurs résultats et impliquent les variables NDVI, $SAVI_{0,50}$ et $SAVI_{0,25}$ respectivement. Il est intéressant de noter que le coefficient de corrélation le plus faible a été observé dans la quinzième variante ($R = 0,272$) où on a utilisé les bandes TM, les indices du *Tasseled Cap* et le TSARVI. Cependant, les modèles issus des groupes de variantes suivants, (2, 12, 3, 13, 4, 14), (1, 5, 11) et (10) présentent un coefficient de corrélation assez près de celui obtenu pour le meilleur résultat mais de façon décroissante, respectivement à 0,431 , 0,399 et 0,318. On remarque donc que les modèles qui procurent les meilleurs coefficients de corrélation utilisent soit le NDVI, le $SAVI_{0,50}$ et $SAVI_{0,25}$ comme seule variable dans le modèle final. La validation à partir des données d'entraînement nous a permis d'évaluer chaque modèle RO par les valeurs $RMSE_T$. Ici encore les modèles issus des variantes 7, 8 et 9 ont donné la valeur la plus faible de $RMSE_T$ (0,189). Cependant plusieurs variantes du modèle procurent un résultat similaire ($RMSE_T = 0,192$), c'est-à-dire les variantes associées au NDVI (variantes 2 et 12), $SAVI_{0,50}$ (variantes 3 et 13) et $SAVI_{0,25}$ (variantes 4 et 14). Les $RMSE_T$ les plus élevées sont associées aux variantes 10 et 15 respectivement pour des valeurs de 0,204 et 0,212. On constate toutefois que les valeurs résultantes du $RMSE_T$ ne sont pas très différentes d'un modèle à l'autre pour les modèles testés.

Lorsqu'on regarde les variables intrants au modèle (Tableau XII) en fonction des modèles résultants (Tableau XVII), on constate que les variables se démarquent. Il en ressort que dès qu'un des indices de végétation NDVI, $SAVI_{0,50}$ et $SAVI_{0,25}$ est présent parmi les intrants, ceci résulte en une augmentation du R et la réduction du $RMSE_T$. En contraste, l'indice TSARVI ne ressort pas comme une variable pertinente dans les modèles finaux.

Similairement, les variables associées au *Tasseled Cap*, comme pour les modèles issus des variantes 6 et 10, n'offrent pas les résultats les plus élevés. Ici aussi, dès qu'une des trois variables, NDVI, SAVI_{0,50} ou SAVI_{0,25} est présente dans la liste des intrants, le modèle final ne conserve aucune des variables *Tasseled Cap*. Pour l'ensemble des variantes utilisées du tableau XVII, les modèles résultants du volume estimé de bois impliquent généralement une équation linéaire simple avec une seule variable. Il y a plusieurs exceptions telles que pour les variantes 1, 5, 11 et 15 où le modèle d'estimation est en fonction de quatre variables et la variante 10 qui implique une fonction à deux variables. Les modèles ayant des régressions simples à une variable procurent toutefois des valeurs un peu plus élevées du coefficient de corrélation sauf la variante 6 ($R = 0,391$). Les modèles à une variable qui impliquent les indices NDVI, SAVI_{0,50} et SAVI_{0,25} ressortent comme étant les modèles les plus pertinents.

Une analyse des corrélations entre les valeurs du volume de bois (V_o) dans les placettes d'entraînement et l'ensemble des variables indépendantes a permis de mieux établir leur interdépendance (Tableau XVIII). Il en ressort que les variables indépendantes les plus fortement corrélées avec V_o sont, par ordre décroissant d'importance : NDVI (0,495), SAVI_{0,50} (0,495), SAVI_{0,25} (0,495), TCG (0,456), TM3 (-0,409) et TM1 (-0,405). Ces corrélations sont relativement modérées mais toutefois significatives. A un niveau moindre, il existe une corrélation significative avec les autres variables indépendantes sauf pour le TSARVI.

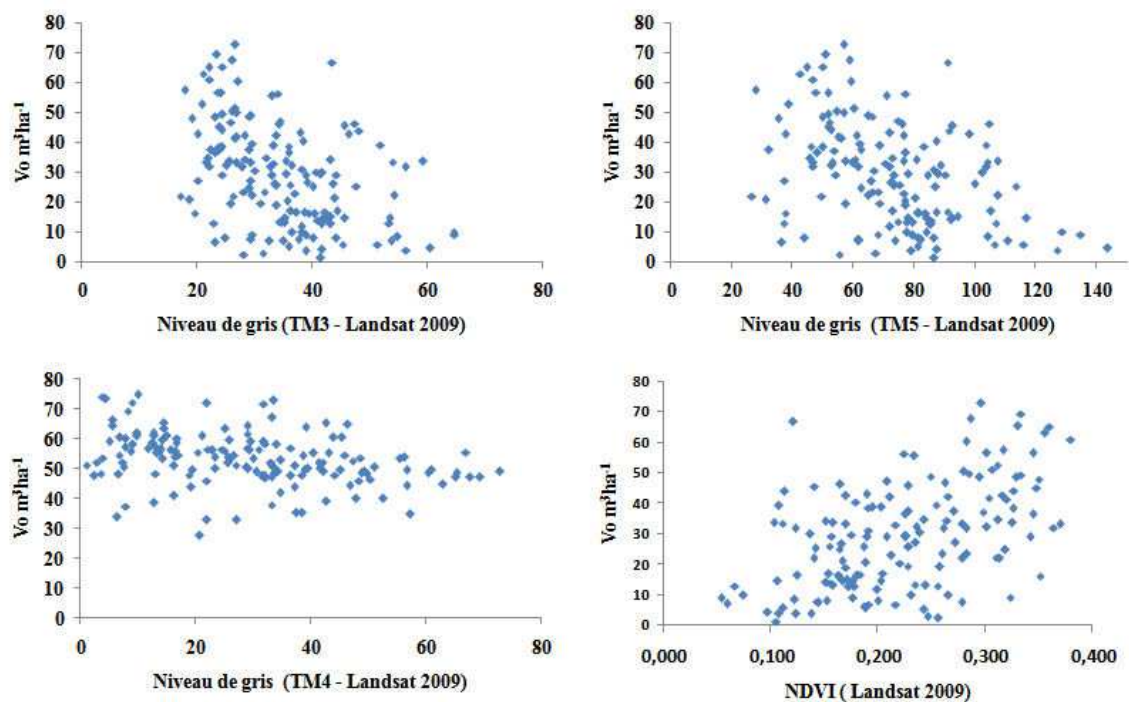


Figure 30 : Relations entre le volume des placettes de Pin d'Alep et certaines variables indépendantes (TM3, TM4, TM5 et NDVI) de l'image Landsat 2009.

Tableau XVII : Tableau récapitulatif des résultats de l'analyse de la RO pour l'estimation du volume de bois et dont les variables indépendantes sont extraites de l'image Landsat 2009. Le nombre de variantes se rapporte à l'ensemble initial de variables indépendantes donné dans le tableau XII.

Variante	Modèles	F-statistic	p-value	R	RMSE _T	RMSE _V
1	$Ve = (-1,002 TM3) + (0,684 TM4) + (-0,757 TM5) + (0,792 TM7) + 0,363$	7,584	$2,141e^{-05}$	0,399	19,6	21,3
2	$Ve = (1,407 NDVI) + 0,041$	34,45	$5,061e^{-08}$	0,431	19,2	20,3
3	$Ve = (0,946 SAVI_{0,50}) + 0,040$	34,45	$5,057e^{-08}$	0,431	19,2	20,3
4	$Ve = (1,128 SAVI_{0,25}) + 0,041$	34,34	$5,290e^{-08}$	0,431	19,2	20,3
5	$Ve = (-1,002 TM3) + (0,684 TM4) + (-0,757 TM5) + (0,792 TM7) + 0,363$	7,584	$2,141e^{-05}$	0,399	19,6	21,3
6	$Ve = (0,469 TCG) + 0,055$	27,85	$7,004e^{-07}$	0,391	19,6	20,6
7	$Ve = (1,407 NDVI) + 0,041$	34,45	$5,061e^{-08}$	0,464	18,9	20,3
8	$Ve = (0,946 SAVI_{0,50}) + 0,040$	34,45	$5,057e^{-08}$	0,464	18,9	20,3
9	$Ve = (1,128 SAVI_{0,25}) + 0,041$	34,34	$5,290e^{-08}$	0,464	18,9	20,3
10	$Ve = (0,406 TCG) + (0,646 TSARVI) + -0,031$	15,25	$1,528e^{-06}$	0,318	20,4	21,5
11	$Ve = (-1,002 TM3) + (0,684 TM4) + (-0,757 TM5) + (0,792 TM7) + 0,363$	7,584	$2,141e^{-05}$	0,399	19,6	21,3
12	$Ve = (1,407 NDVI) + 0,041$	34,45	$5,061e^{-08}$	0,431	19,2	20,3
13	$Ve = (0,946 SAVI_{0,50}) + 0,040$	34,45	$5,061e^{-08}$	0,431	19,2	20,3
14	$Ve = (1,128 SAVI_{0,25}) + 0,041$	34,45	$5,057e^{-08}$	0,431	19,2	20,3
15	$Ve = (-1,002 TM3) + (0,684 TM4) + (-0,757 TM5) + (0,792 TM7) + 0,363$	7,584	$2,141e^{-05}$	0,272	21,2	21,3

Tableau XVIII : Matrice de corrélation entre le volume observé aux placettes terrain qui ont servi à l'entraînement et les valeurs des variables indépendantes. (*P< 0,05 ; **P< 0,01)

	Vo	TM 1	TM 2	TM 3	TM 4	TM 5	TM 7	TCB	TCG	TCW	NDVI	SAVI _{0,25}	SAVI _{0,50}	TSARVI
Vo	1													
TM 1	-0,405**	1												
TM 2	-0,397**	0,986**	1											
TM 3	-0,409**	0,983**	0,995**	1										
TM 4	-0,268**	0,880**	0,919**	0,899**	1									
TM 5	-0,379**	0,957**	0,968**	0,968**	0,917**	1								
TM 7	-0,386**	0,960**	0,974**	0,979**	0,901**	0,990**	1							
TCB	-0,367**	0,972**	0,989**	0,984**	0,955**	0,986**	0,983**	1						
TCG	0,456**	-0,942**	-0,925**	-0,944**	-0,714**	-0,903**	-0,929**	-0,889**	1					
TCW	0,377**	-0,946**	-0,960**	-0,962**	-0,906**	-0,998**	-0,993**	-0,980**	0,905**	1				
NDVI	0,495**	-0,842**	-0,818**	-0,845**	-0,545**	-0,778**	-0,810**	-0,758**	0,955**	0,780**	1			
SAVI _{0,25}	0,495**	-0,841**	-0,817**	-0,844**	-0,544**	-0,777**	-0,809**	-0,757**	0,955**	0,779**	1**	1		
SAVI _{0,50}	0,495**	-0,841**	-0,816**	-0,844**	-0,543**	-0,777**	-0,809**	-0,756**	0,955**	0,778**	1**	1**	1	
TSARVI	0,311**	-0,303**	-0,273**	-0,301**	-0,069	-0,230*	-0,267**	-0,219*	0,422**	0,234*	0,508**	0,507**	0,508**	1

2.1.2. Régression RMA

La régression RMA a été aussi appliquée pour établir une relation entre V_o et les valeurs spectrales des images Landsat et Alsat. La régression RMA est conçue pour traiter des cas où les erreurs sont présentes dans les deux axes à la fois x et y afin d'établir une équation ajustée (Larsson, 1993). Les résultats obtenus par la régression RMA en utilisant les quatre indices de végétation sont représentés dans le tableau XIX. Les résultats de l'application de la régression RMA donne trois modèles statistiques dont les R sont identiques (0,50) et un quatrième modèle avec l'indice TSARVI mais pour lequel le R est plus faible (0,31). Les pentes (β) des modèles issus de la méthode RMA sont définies par le rapport de l'écart type des V_o sur l'écart type des valeurs spectrales utilisées, dans le but de réduire ou d'éliminer toute atténuation ou amplification des estimations (Conrad et Gutmann, 1996 *in* Cohen *et al.*, 2003). On constate que les β sont différentes dans les quatre modèles de régression, avec des valeurs de 2,841 , 1,909 , 2,281 et 4,483 respectivement pour le modèle 1, 2, 3 et 4. Pour ce qui est des ordonnées à l'origine, elles sont définies par la différence entre la moyenne des V_o et le produit de β et la moyenne des échantillons des données d'entraînement des quatre indices de végétation utilisés. Toutes les ordonnées à l'origine des modèles RMA sont négatives avec une valeur plus faible pour les trois premiers modèles (-0,276).

Tableau XIX : Résultats des modèles d'estimation du volume de bois par l'utilisation de la méthode RMA où V_e est la valeur de bois estimée.

Variante	Modèles	R	RMSE _V
1	$V_e = -0,276 + (2,841 \text{ NDVI})$	0,50	0,225
2	$V_e = -0,276 + (1,909 \text{ SAVI}_{0,50})$	0,50	0,225
3	$V_e = -0,276 + (2,281 \text{ SAVI}_{0,25})$	0,50	0,225
4	$V_e = -0,528 + (4,483 \text{ TSARVI})$	0,31	0,698

2.2. Évaluation de l'erreur

La cohérence des différents modèles avec la réalité du terrain a été estimée à l'aide des données des 43 placettes de validation pour le calcul de RMSE_V de chaque variante pour la RO (Tableau XVII) et pour la régression RMA (Tableau XIX). Les valeurs de RMSE_V des modèles résultants de la RO sont relativement similaires avec des valeurs entre 0,203 et 0,215. La valeur la plus faible (soit 0,203 ou 16,10 m³ ha⁻¹) a été observée pour les modèles avec une seule variable indépendante utilisée, soit le NDVI, le SAVI_{0,50} et le SAVI_{0,25} dans les variantes 2, 3, 4, 7, 8, 9, 12, 13 et 14.

La valeur de $RMSE_V$ maximum a été de 0,215 ($17,53 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) pour le modèle de la dixième variante dont les variables étaient le TCG et le TSARVI. Somme toute, les modèles par RO sont presque équivalents s'ils n'étaient jugés que par leur valeur de $RMSE_V$. Les mêmes placettes de validation ont été utilisées pour calculer les $RMSE_V$ des modèles par régression RMA (tableau XIX). Un $RMSE_V$ de 0,225 ($17,83 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) a été enregistré pour les trois premiers modèles de régression issus de l'utilisation des variables NDVI, $SAVI_{0,50}$ et $SAVI_{0,25}$. Cependant le $RMSE_V$ du modèle 4 où le TSARVI est utilisé comme variable indépendante est beaucoup plus élevé à 0,698 (soit $55,50 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$). Le quatrième modèle fut donc rejeté compte tenu des meilleurs résultats des trois autres modèles.

La comparaison des $RMSE_V$ des deux méthodes de régression pour les trois indices (NDVI, $SAVI_{0,25}$ et $SAVI_{0,50}$) révèle que l'approche de RO a donné des résultats un peu meilleurs par rapport à la régression RMA, soit 0,203 contre 0,225. Puisque les valeurs de $RMSE_V$ sont identiques pour les modèles qui utilisent le NDVI, $SAVI_{0,25}$ et $SAVI_{0,50}$, nous avons retenu aléatoirement celui généré par le NDVI pour réaliser les cartes du volume de bois estimé pour les peuplements de Pin d'Alep dans notre zone d'étude. Les variantes 7 de la RO et la variante 1 de la régression RMA ont été retenues pour l'analyse finale de l'erreur (tableaux XXI et XXV).

2.3. Cartographie du volume de bois

La cartographie du volume de bois exige d'abord d'identifier sur l'image satellitaire les zones forestières. L'identification de l'essence forestière principale s'est faite par une classification dirigée par maximum de vraisemblance en utilisant des zones d'entraînement soigneusement sélectionnées avec des visites sur le terrain. Les quatre classes finales de la carte résultante étaient : (1) Jeune peuplement de Pin d'Alep, (2) Peuplement mature de Pin d'Alep, (3) Cyprès et (4) Matorral et/ou matorral arboré (Figure 31). Cette classification a donné une précision globale de 80,06 % et un *Kappa* de 71,60 %. Pour la zone d'étude, ceci a mené à des superficies de 1738, 5141, 401 et 9251 ha respectivement pour les classes 1, 2, 3 et 4. L'exactitude de la classification donnée par la matrice d'erreur a été établie avec un ensemble de données de validation terrain indépendant de celui utilisé pour l'entraînement (Tableau XX). Les classes 1 et 2 ont été cartographiées avec des précisions de 81% et 89% respectivement menant à de faibles erreurs d'omission de l'ordre de 18,37% et 10,61%. Ces deux classes privilégiées (1 et 2) pour la cartographie du volume de bois présentent également des erreurs de commission assez faibles par rapport aux autres classes, elles sont de l'ordre de 30% et 8% respectivement. L'agrégation des

classes 1 et 2 a permis de produire un masque global des peuplements de Pin d'Alep de notre zone d'étude afin d'appliquer les modèles statistiques pour le calcul du volume de bois.

Les deux modèles retenus de régression statistique identifiées (les modèles RO et RMA utilisant le NDVI) ont été appliqués sur les pixels identifiés comme peuplements forestiers de Pin d'Alep (classes 1 et 2) pour produire des cartes des volumes estimés sur pied de la zone d'étude (Figure 32). Nous proposons au tableau XXI une division des valeurs de volume de bois par plage de valeurs prédéfinies de volume pour mieux évaluer s'il y a des biais de calcul selon la méthode pour chacune de ces plages. Nous n'avons pas permis aux modèles de régression d'émettre des estimations de valeurs négatives de volume. Il n'y avait que 10 pixels (ou 0,01 %) pour le modèle RO et 530 pixels (ou 0,69 %) pour le modèle RMA produisant des valeurs négatives, qui ont simplement été remises à zéro.

Le capital forestier total résultant de la somme de tous les pixels des peuplements de Pin d'Alep donne 205148 m³ et 237147 m³ pour le modèle RO et RMA respectivement. Sans faire un choix du modèle avant une évaluation formelle de l'erreur, partant du tableau XXI qu'il existe des différences importantes entre les deux méthodes de calcul pour l'ensemble des plages de volume. Sachant que le volume devrait être relativement bien répartie dans la zone d'étude, il ressort donc que la méthode RO semble moins bien adaptée que le modèle RMA pour faire ressortir les peuplements de faible volume (de 0 à 20 m³ ha⁻¹) et ceux de volume élevé (> 50 m³ ha⁻¹). Les pixels qui seraient normalement placés dans ces plages de volume semblent plutôt être répartis dans les plages de volumes intermédiaires pour résulter en un volume forestier total relativement similaire pour les deux méthodes (13,50% de différence). Ce manque de représentativité des volumes présents par la méthode RO devra être pris en considération lors de l'analyse finale de la méthode de l'estimation du volume de bois.

Tableau XX : Matrice d'erreur de la classification dirigée de la zone d'étude.

Classification	Vérité de terrain				Total
	Jeune peuplement de Pin d'Alep	Peuplement mature de Pin d'Alep	Cyprès	Matorral /Matorral arboré	
Jeune peuplement de Pin d'Alep	40	5	2	2	49
Peuplement mature de Pin d'Alep	8	118	0	6	132
Cyprès	4	2	19	9	34
Matorral /Matorral arboré	5	3	8	48	64
Total	57	128	29	65	279

Tableau XXI : Volume estimé obtenu par la régression ordinaire et RMA pour l'image Landsat 2009.

Classe de volume $m^3 ha^{-1}$	RO			RMA		
	Nombre de Pixels	Superficie (Ha)	Ve $m^3 ha^{-1}$ (%)	Nombre de Pixels	Superficie (Ha)	Ve $m^3 ha^{-1}$ (%)
]0, 10]	5818	524	2618 (1,28)	2947	313	1565 (0,66)
]10, 20]	2781	250	3754 (1,83)	11254	1013	15193 (6,41)
]20, 30]	26875	2419	60469 (29,48)	18652	1679	41967 (17,70)
]30, 40]	31195	2808	98264 (47,90)	18069	1626	56918 (24,00)
]40, 50]	9497	855	38463 (18,75)	13695	1233	55465 (23,39)
]50, 80]	270	24	1580 (0,77)	11289	1016	66041 (27,85)
Total	76436	6879	205148 (100)	76436	6879	237147 (100)

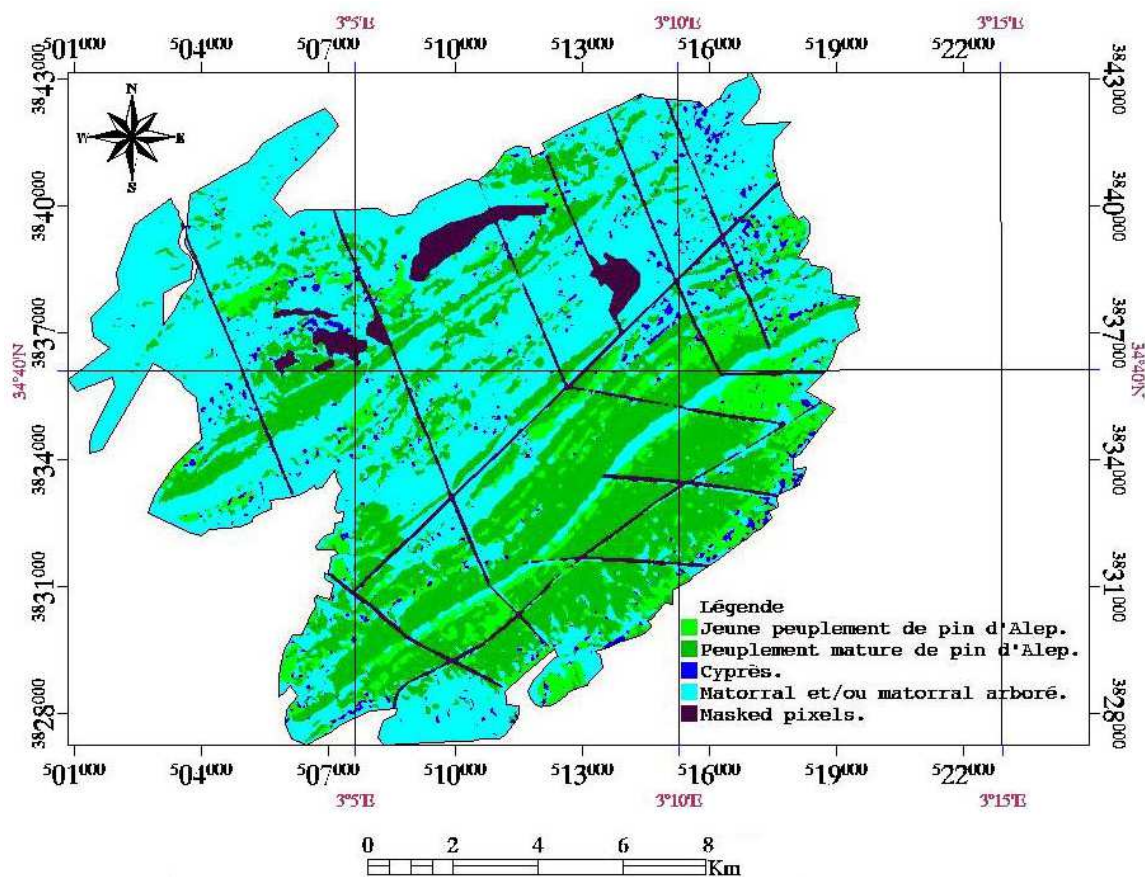


Figure 31 : Résultat de la classification dirigée de la zone d'étude.

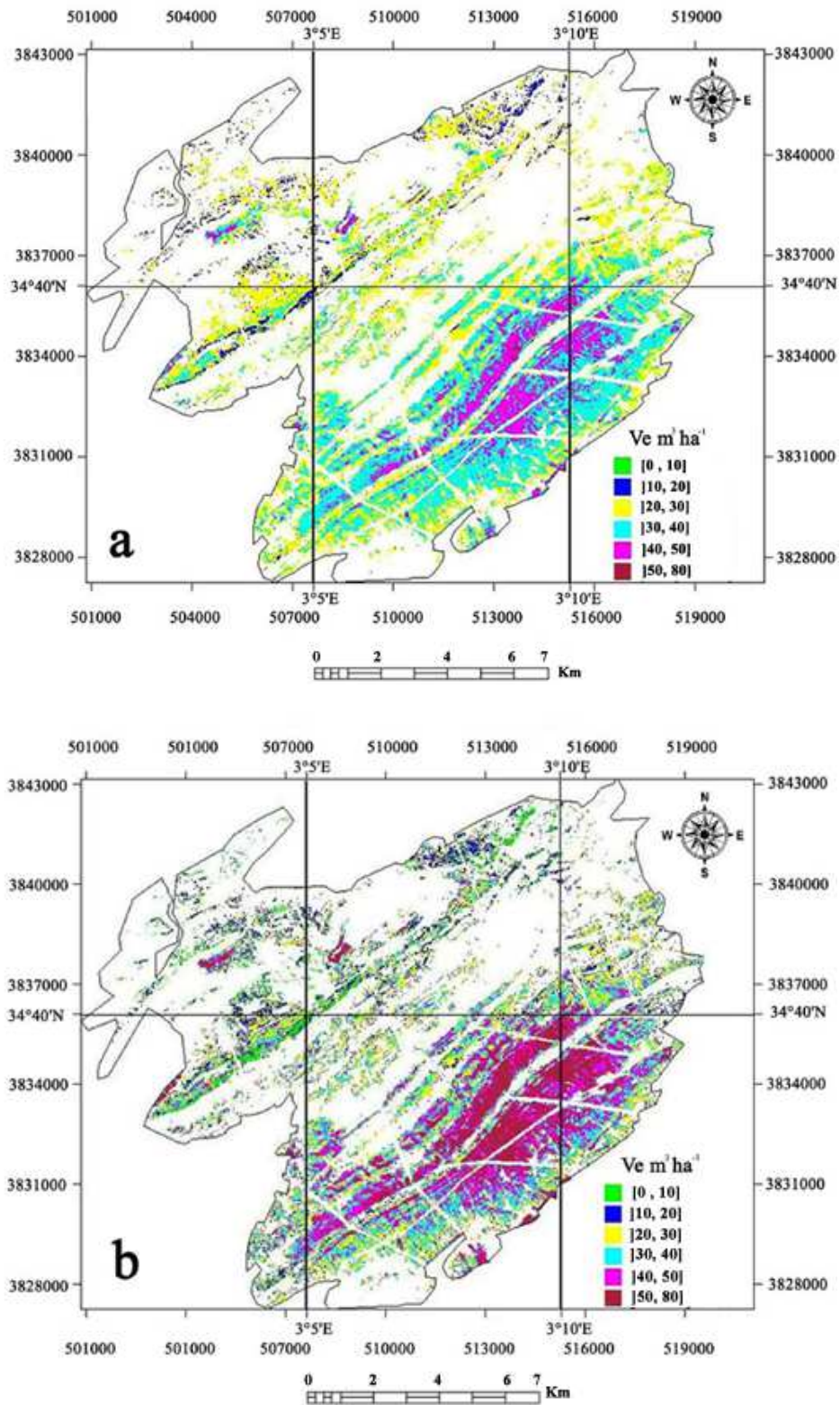


Figure 32 : Carte de volume de bois estimé de la zone d'étude en utilisant les modèles dont le NDVI est la seule variable indépendante appliquée à l'image Landsat 2009. (32a) = Résultat de l'utilisation du modèle de la régression ordinaire (RO) ; (32b) = Résultat de l'utilisation du modèle de la régression RMA.

2.4. Application de la méthode à d'autres images satellitaires

2.4.1. Image Landsat 2006

Toute l'analyse faite pour l'image Landsat 2009 a aussi été appliquée à l'image Landsat TM de 2006 pour établir la pertinence des résultats pour une image de la même zone, prise par le même capteur mais à une autre année. Le tableau XXII résume l'ensemble des résultats pour la méthode RO. Similairement au cas de l'image 2009, les modèles ayant les indices de végétations NDVI, SAVI_{0,50} et SAVI_{0,25} procurent des R intéressants et minimisent le RMSE. Le R, RMSE_T et RMSE_V sont de 0,438, 0,192 et 0,211 (16,87 m³ha⁻¹) respectivement, ce qui ne constitue qu'une différence de 0,76 m³ ha⁻¹ en plus pour le RMSE_V du meilleur modèle RO de l'image Landsat de 2009. Toutefois contrairement à l'image Landsat 2009, les indices de végétation ne sont pas pris seuls comme des variables pertinentes pour la constitution des modèles des variantes 7, 8 et 9, puisque les indices TCB et TCG ont été ajoutés comme variables pertinentes. Le RMSE_V le plus faible (0,198 soit 15,89 m³ ha⁻¹) a été enregistré aux variantes 12 (avec les variables indépendantes TM3, NDVI et TCG) et 13 (avec les variables indépendantes TM3, TM2 et SAVI_{0,50}). Ceci ne représente qu'une différence de seulement 0,21 m³ ha⁻¹ par rapport aux meilleurs résultats obtenus à partir de l'image 2009. L'application de la régression RMA sur l'image Landsat 2006 procure aussi des résultats presque similaires par rapport à l'image 2009. Un R est de 0,49 et un RMSE_V de 0,245 (19,41 m³ ha⁻¹) ont été trouvés avec un modèle d'une variable impliquant les indices du NDVI, SAVI_{0,50} et SAVI_{0,25} (tableau XXIII). La variante 2 de la RO et la variante 1 de la RMA ont été retenues pour l'analyse finale de l'erreur (tableau XXV). On constate donc que les modèles générés sont similaires pour les deux images Landsat et que les comportements des modèles RO et RMA sont aussi similaires dans les deux cas.

2.4.2. L'image Alsat-1

L'application de la méthode utilisée sur l'image Alsat-1 nous permettra de savoir si la méthode est généralisable à d'autres capteurs que TM Landsat. Les modèles résultants de l'analyse statistique par les RO sont présentés dans le tableau XXIV. Le meilleur modèle trouvé (variante 2) a été celui qui utilise deux bandes du capteur (R et G) et l'indice du NDVI avec un R = 0,52 et un RMSE_T de 0,186. Ce résultat diffère de ceux de Landsat de 2009 pour lequel les meilleurs modèles étaient ceux avec une seule variable, généralement NDVI, SAVI_{0,50} ou SAVI_{0,25}. Il est intéressant de noter dans le cas de l'image Alsat-1 que le SAVI_{0,50} et SAVI_{0,25} n'ont pas été sélectionnés comme des variables pertinentes pour suggérer un modèle à l'estimation du volume de bois.

L'analyse avec la régression RMA n'a procuré qu'un seul modèle pertinent où le NDVI est la seule variable indépendante. Le modèle résultant a les valeurs suivantes: $Ve = (2,062 NDVI) - 0,1164$. Ce modèle résulte en un $R = 0,49$ et un $RMSE_V = 0,232$ (soit $18,50 m^3 ha^{-1}$). Les modèles issus des variables $SAVI_{0,50}$ et $SAVI_{0,25}$ ne sont pas présentés car ils ont donné des R plus faibles et des $RMSE_V$ plus élevés au point de ne pas les considérer pour le reste de l'analyse. Afin de juger si le meilleur modèle RMA se rapprochait des modèles RO, nous avons produit un modèle RO avec uniquement le NDVI comme variable indépendante. Ceci a procuré le modèle de la variante 5 au tableau XXIV. Dans le cas de l'image Alsat-1, le modèle composé du NDVI (variante 5) procure des résultats un peu moins favorables ($R = 0,46$ et $RMSE_T = 0,192$) que le meilleur modèle RO, mais toutefois assez proche. Ici encore, les modèles RO et RMA procurent des résultats assez similaires que ceux obtenus pour les images Landsat. Dans le cas de l'image Alsat-1, comme dans les autres cas, le meilleur modèle RO est juste un peu supérieur à celui de la régression RMA, mais avec très peu de différence. La variante 5 de la RO et le meilleur modèle résultant de la RMA ont été retenus pour l'analyse finale de l'erreur (Tableau XXV).

Tableau XXII : Résumé des résultats de la RO, pour le volume de bois estimé et dont les variables indépendantes sont extraites de l'image Landsat 2006.

Variante	Modèles	F-statistic	p-value	R	RMSE _T	RMSE _V
1	$Ve = (-0,901 TM3) + (0,659 TM4) + 0,330$	14,02	$4,005e^{-06}$	0,407	19,6	22,2
2	$Ve = (1,502 NDVI) + 0,066$	33,63	$6,954e^{-08}$	0,438	19,2	21,1
3	$Ve = (1,009 SAVI_{0,50}) + 0,066$	33,55	$7,185e^{-08}$	0,438	19,2	21,1
4	$Ve = (1,206 SAVI_{0,25}) + 0,066$	33,55	$7,172e^{-08}$	0,438	19,3	21,15
5	$Ve = (-0,787 TM2) + (0,464 TM3) + (0,513 TSARVI) + 0,158$	11,82	$1,006e^{-06}$	0,448	19,1	21,2
6	$Ve = (-0,435 TCB) + (0,365 TCG) + 0,313$	12,83	$1,035e^{-05}$	0,410	19,5	21,6
7	$Ve = (0,512 TCB) + (-0,696 TCG) + (3,416 NDVI) + -0,0973$	13,07	$2,613e^{-07}$	0,482	18,7	20,1
8	$Ve = (0,516 TCB) + (-0,706 TCG) + (2,312 SAVI_{0,50}) + -0,098$	13,08	$2,586e^{-07}$	0,482	18,7	20,1
9	$Ve = (0,506 TCB) + (-0,693 TCG) + (2,734 SAVI_{0,25}) + -0,094$	13,06	$2,656e^{-07}$	0,476	18,8	20,1
10	$Ve = (-0,330 TCB) + (0,496 TSARVI) + 0,147$	17,61	$2,533e^{-07}$	0,472	18,8	21,4
11	$Ve = (0,548 TMI) + (-0,412 TM2) + (-0,570 TM3) + (0,363 TCG) + 0,307$	6,881	$5,983e^{-05}$	0,410	19,5	22,3
12	$Ve = (0,535 TM3) + (3,663 NDVI) + (-0,694 TCG) + -0,141$	13,18	$2,326e^{-07}$	0,480	18,7	19,8
13	$Ve = (0,541 TM3) + (-0,706 TM2) + (2,485 SAVI_{0,50}) + -0,143$	11,27	$1,843e^{-06}$	0,480	18,7	19,8
14	$Ve = (0,530 TM3) + (-0,692 TM2) + (2,934 SAVI_{0,25}) + -0,138$	11,26	$1,848e^{-06}$	0,478	18,8	31,6
15	$Ve = (-0,787 TM2) + (0,464 TM3) + (0,5137 TSARVI) + 0,158$	11,82	$1,006e^{-06}$	0,451	19,1	21,1

Tableau XXIII : Résultats des modèles d'estimation du volume de bois par l'utilisation de la méthode RMA et les données de l'image Landsat 2006.

Variante	Modèles	R	RMSE _V
1	$V_e = -0,227 + (3,04 \text{ NDVI})$	0,49	0,245
2	$V_e = -0,227 + (2,44 \text{ SAVI}_{0,50})$	0,49	0,245
3	$V_e = -0,227 + (2,04 \text{ SAVI}_{0,25})$	0,49	0,245
4	$V_e = -0,525 + (1,30 \text{ TSARVI})$	0,39	0,257

Tableau XXIV : Récapitulatif des résultats de l'analyse statistique par la régression ordinaire appliquée à l'image Alsat-1.

Variante	Modèles	R	RMSE _T	RMSE _V
1	$V_e = (0,414 \text{ NIR}) + (-0,718 \text{ G}) + 0,492$	0,32	0,208	0,202
2	$V_e = (0,974 \text{ R}) + (-0,7795 \text{ G}) + (1,5079 \text{ NDVI}) - 0,0386$	0,52	0,186	0,198
3	$V_e = (0,414 \text{ NIR}) + (-0,718 \text{ G}) + 0,492$	0,32	0,209	0,202
4	$V_e = (0,414 \text{ NIR}) + (-0,718 \text{ G}) + 0,492$	0,32	0,209	0,202
5	$V_e = (1,01 \text{ NDVI}) + 0,13$	0,46	0,192	0,205

2.5. Évaluation des erreurs et choix final du modèle

Suite à l'analyse des trois images satellitaires, nous avons retenus les modèles qui utilisent le NDVI comme variable indépendante pour l'estimation du volume de bois et ceci dans le but de faire une comparaison et une dernière évaluation des erreurs. La représentation graphique entre le V_o et V_e des placettes de validation à la figure 33 procure d'abord une évaluation visuelle de la puissance de l'estimation des modèles RO et RMA pour chacune des trois images satellitaires. Afin de comparer les méthodes de régression et de comprendre le comportement des modèles, nous avons effectué le calcul des écarts type (δ) et des RMSE_V pour l'ensemble des valeurs et aussi pour trois plages des volumes observés ($V_o = 0 - 20, 20 - 40$ et $> 40 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$, voir tableau XXV). La valeur globale de δ des V_o de toutes les placettes de validation était de 0,239 (ou $19,18 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$). La comparaison avec la valeur globale δ des V_e de chaque modèle a révélé des valeurs inférieures pour les modèles obtenus de la RO par rapport à celui de la régression RMA. Ce constat offre une première motivation pour choisir le modèle issu de la régression RMA afin de conserver les δ tels qu'ils apparaissent dans les données de terrain. La distribution des valeurs de RMSE offre aussi un critère important pour sélectionner un modèle final. Globalement notre analyse montre que la méthode RO a donné des RMSE_V légèrement plus faibles par rapport à la méthode RMA.

Nous avons aussi constaté que le modèle RO, pour les deux premières classes de volume (volume observé inférieure à $40 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$), a donné des RMSE_V faibles par rapport à la méthode RMA. Toutefois, la classe des volumes supérieurs à $40 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ montre des RMSE_V des modèles de l'approche RMA qui sont plus faibles que ceux obtenus par la RO. Pour cette classe de volume importante, le modèle RO sous-estime de façon marquée le volume, donc le modèle RMA réduit ce biais entre le V_o et le V_e . Ce biais procure des résultats non représentatifs pour les modèles RO dans les valeurs élevées de volume de bois, ce qui est amélioré avec le modèle issu de la régression RMA. Ceci offre une deuxième motivation pour suggérer l'utilisation du modèle issu de la régression RMA comme choix final de modèle à adopter.

Tableau XXV : Comparaison des écarts types (δ) et des RMSE_V des modèles RO et RMA selon trois plages de gradients de volume de bois observé et pour les 3 images satellitaires analysées.

	Landsat 2009		Landsat 2006		Alsat-1 2005	
	RO	RMA	RO	RMA	RO	RMA
δV_e	0,113	0,228	0,114	0,231	0,103	0,211
$\delta (V_o = 0 - 20 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1})$	0,109	0,220	0,111	0,225	0,090	0,184
$\delta (V_o = 21 - 40 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1})$	0,095	0,190	0,109	0,220	0,096	0,196
$\delta (V_o > 40 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1})$	0,093	0,188	0,089	0,179	0,083	0,169
RMSE_V	0,203	0,225	0,211	0,245	0,205	0,232
$\text{RMSE}_V (V_o = 0 - 20 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1})$	0,231	0,268	0,247	0,295	0,251	0,175
$\text{RMSE}_V (V_o = 21 - 40 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1})$	0,108	0,189	0,119	0,215	0,099	0,187
$\text{RMSE}_V (V_o > 40 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1})$	0,240	0,201	0,238	0,204	0,225	0,216

Nb : Tous les modèles retenus ont le NDVI comme une variable indépendante. Les Modèles de RO utilisés sont le modèle de la variante 7 (tableau XVII), modèle de la variante 2 (Tableau XXIII), et le modèle de la variante 5 (tableau XXIV), respectivement pour les images Landsat 2009, Landsat 2006 et Alsat-1 de 2005. Les modèles de régression RMA utilisés sont les modèles de la variante 1 (du tableau XIX), modèle de la variante 1 (du Tableau XXIII), et le modèle cité dans la section (2.4.2), respectivement, pour l'exercice Landsat 2009, Landsat 2006 et Alsat-1 2005.

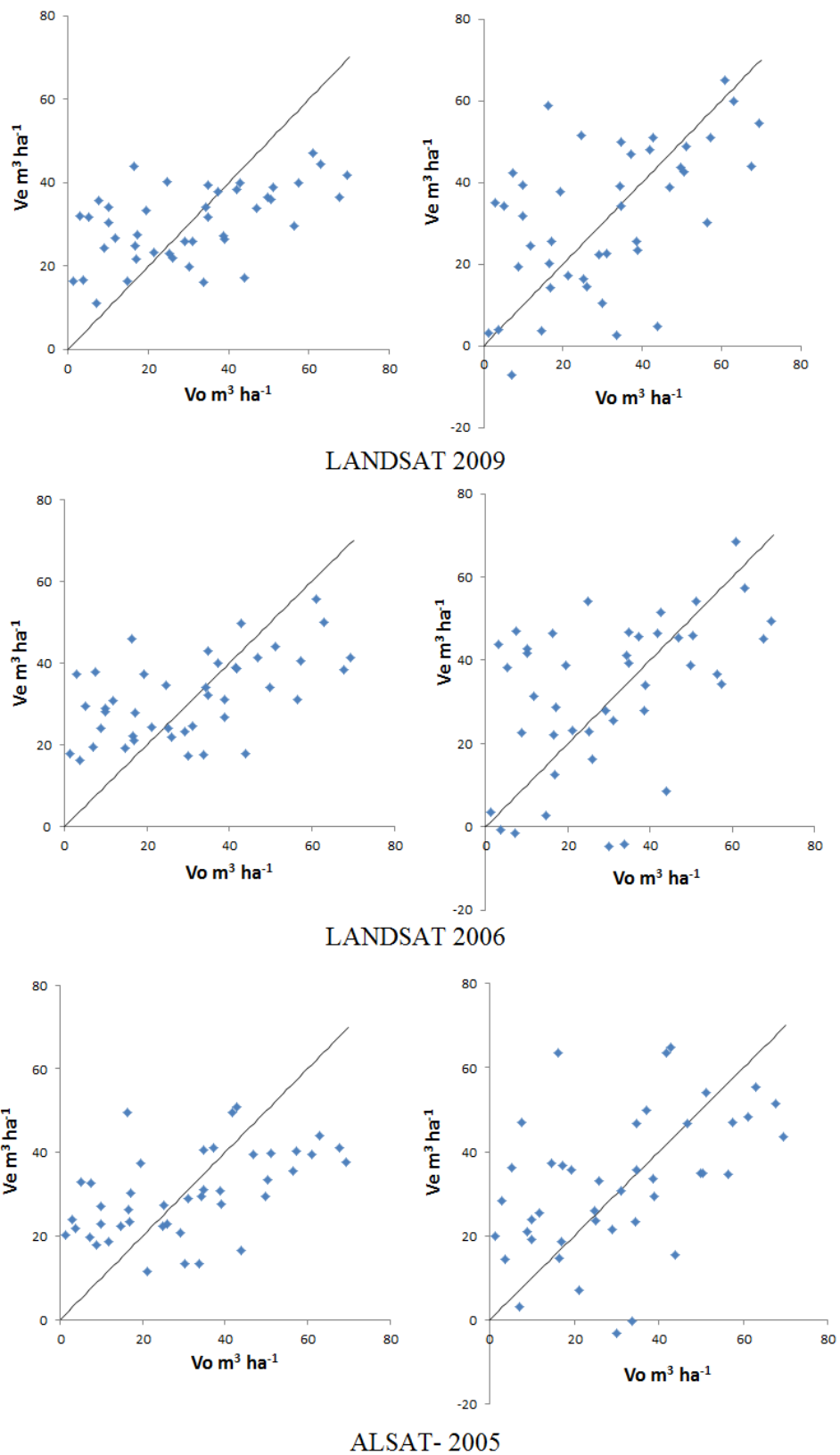


Figure 33 : Distribution des volumes estimés (V_e) par rapport aux volumes observés (V_o) dans les placettes de validations. L'alignement de gauche montre les modèles de régression linéaire ordinaire (RO) et celui de droite la régression par *reduced major axis* (RMA).

2.6. Application de la méthodologie sur l'image GeoEye.

L'exploration des données de l'image GeoEye, pour l'estimation du volume de bois des peuplements de Pin d'Alep a été réalisée aussi selon la méthodologie adoptée pour les images précédentes (Soit les images des capteurs TM Landsat et le micro-satellite Alsat-1). Ceci a été assuré également par la combinaison de toutes les variables estimatives représentées dans le tableau XII. Cette fois ci, une analyse particulière a été menée dans le but de voir l'efficacité d'utiliser des données MS très fines (2 m), l'utilisation du panchromatique de 0,5 m ainsi que leurs fusions (soit l'obtention des données MS avec une résolution spatiale du panchromatique (0,5 m)) pour l'estimation du volume de bois. La méthode de fusion *PC Spectral Sharpening* décrite par Welch et Ahlers (1987) à été appliquée pour l'obtention de 4 nouvelles bandes MS avec la résolution du panchromatique. L'analyse en composantes principales de l'image GeoEye a été utilisée aussi dans le but de réduire la forte corrélation des bandes et la création de nouvelles données indépendantes pour l'estimation du volume de bois. L'analyse en composantes principales à procuré des variances de l'ordre de 93,99 % , 5,55% , 0,35% et 0,12% respectivement sur les axes l'ACP1, ACP2, ACP3 et l'ACP4.

Les résultats obtenus par l'analyse de la RO sont présentés dans le tableau XXVI. Les modèles des variantes 9 et 11 sont identiques et procurent le coefficient de corrélation le plus élevé ($R = 0,516$). Ces modèles (9 et 11) utilisent à la fois ACP1 et l'ACP2 comme les deux variables uniques dans le modèle final. Le coefficient de corrélation le plus faible a été observé dans la variante 13 ($R = 0,361$) et 5 ($R = 0,427$) où on a utilisé respectivement les données de l'NDVI_F et le Pan. Cependant, les modèles issus des groupes de variantes suivants, (7, 8), (6, 12), (1, 2, 10, 14) et (3,4) présentent des coefficients de corrélation assez proches. Ces derniers sont respectivement égaux à 0,45, 0,46, 0,47 et 0,48.

La validation croisée à partir des données d'entraînement nous a permis d'évaluer chaque modèle RO par les valeurs RMSE_T. Ici les modèles issus des variantes 9 et 11 et dont les variables ACP1 et ACP4 figurent dans le modèle final, ont donné la valeur la plus faible de RMSE_T (0,199). Cependant, les RMSE_T les plus élevées sont associés aux modèles variantes 5 et 13 qui utilisent respectivement le Pan (0,211) et le NDVI_F (0,217). On constate que les modèles issus des variantes (1, 2, 10, 12, 14, 6) présentent la même valeur RMSE_T (0,206). Il faut noter que les valeurs résultantes du RMSE_T ne sont pas très différentes d'un modèle à l'autre pour l'ensemble des variantes testées.

Le $RMSE_V$ le plus faible (0,189) a été enregistré au niveau du modèle de la variante 1 avec une seule variable indépendante (Bande 1 de l'image GeoEye). En deuxième position viennent les modèles des variantes (2, 7 et 8) avec un $RMSE_V$ égale à 0,192 et dont les variables indépendantes respectivement sont (B4, NDVI), (NDVI_F, Pan) et (NDVI_F, Pan). Le $RMSE_V$ le plus important (0,268) a été constaté dans la variante qui utilise le Pan comme la seule variable indépendante. Malgré les résultats satisfaisants des modèles identiques dans les variantes 9 et 11 (R le plus élevé (0,516) et les $RMSE_T$ le plus faible (0,199)) obtenus par l'utilisation de l'ACP1 et l'ACP4, le résultat des $RMSE_V$ n'a pas été le plus faible ($RMSE_V = 0,201$) ce qui nous permet de conclure que ces modèles ne sont pas les plus cohérents avec la réalité du terrain. Il ressort du tableau XXVI que les bandes B1 et B1_F ont été sélectionnées pour la création des modèles d'estimation du volume de bois (Variante 1 et 3). L'utilisation des indices de végétation (NDVI et NDVI_F) seule dans les variantes 12 et 13 n'a pas été bénéfique. Aussi leurs introductions dans les variantes 2 et 4 n'ont pas réduit les $RMSE_V$. L'utilisation du Pan seul a fourni les biais les plus importants entre le V_o et le V_e ($RMSE_V = 0,268$) mais il donne des modèles acceptables ($RMSE_V = 0,192$) s'il est combiné avec les indices de végétation.

Tableau XXVI : Résumé des résultats de la RO, pour le volume de bois estimé et dont les variables indépendantes sont extraites de l'image GeoEye 2009.

Variante	Modèles	F-statistic	p-value	R	$RMSE_T$	$RMSE_V$
1	$V_e = (-0,625 B1) + 0,537$	29,8	5,36e-07	0,470	0,206	0,189
2	$V_e = (-0,269 B4) + (0,455 NDVI) + 0,192$	16,32	1,197e-06	0,473	0,206	0,192
3	$V_e = (-0,625 B1_F) + 0,537$	31,49	2,859e-07	0,482	0,204	0,195
4	$V_e = (-0,625 B1_F) + 0,537$	31,49	2,859e-07	0,482	0,204	0,195
5	$V_e = (-0,5844 Pan) + 0,5365$	23,77	5,517e-06	0,427	0,211	0,268
6	$V_e = (0,378 NDVI) + (-0,298 Pan) + 0,227$	16,06	1,446e-06	0,465	0,206	0,193
7	$V_e = (0,2932 NDVI_F) + (-0,4392 Pan) + 0,341$	14,49	4,446e-06	0,455	0,208	0,192
8	$V_e = (0,293 NDVI_F) + (-0,4392 Pan) + 0,341$	14,49	4,446e-06	0,455	0,208	0,192
9	$V_e = (-0,263 ACP1) + (0,4247 ACP4) + 0,199$	18,04	3,647e-07	0,516	0,199	0,201
10	$V_e = (0,688 NDVI) + (0,457 ACP2) + (0,258 ACP4) + 0,418$	13	5,92e-07	0,475	0,206	0,198
11	$V_e = (-0,263 ACP1) + (0,4247 ACP4) + 0,199$	18,04	3,647e-07	0,516	0,199	0,201
12	$V_e = (0,568 NDVI) + 0,024$	27,76	1,157e-06	0,463	0,206	0,203
13	$V_e = (0,527 NDVI_F) + 0,083$	16,75	0,000102	0,361	0,217	0,209
14	$V_e = (0,688 * NDVI_{NF}) + (0,457 * ACP2) + (0,258 * ACP4) + 0,418$	46,16	2,2 e-16	0,475	0,206	0,203

2.7. Discussion

Nos résultats ont permis de constater qu'il est possible de trouver des modèles de régression avec les valeurs spectrales des images satellitaires pour estimer le volume de bois dans les milieux semi-arides. Dans le cas des images Landsat TM et à travers les modèles RO et RMA, les indices NDVI et SAVI sont clairement ressortis comme variable explicatrice. À ce titre, nos résultats confirment ceux soulevés par Bannari *et al.* (1995) et Rondeaux *et al.* (1996) selon lesquels un taux de recouvrement végétal supérieur à 50% procure un comportement identique des indices NDVI et SAVI. Il est toutefois remarquable de constater que contrairement à ce qu'avait suggéré Bannari (1996), l'indice TSARVI n'est pas ressortit dans notre étude pour l'ensemble des variantes et l'ensemble des images utilisées, alors qu'il présente normalement l'avantage de bien décrire la végétation éparse et moyennement dense indépendamment des effets des sols, de l'atmosphère et des caractéristiques des capteurs.

Nos résultats permettent de constater des différences subtiles, entre les modèles issus de la RO et la régression RMA pour l'estimation du volume de bois. Conformément aux constatations de Cohen *et al.* (2003), nous avons aussi trouvé que la RO donne généralement des valeurs de RMSE et de δ plus faibles que celles provenant des modèles de régression RMA. Toutefois, les modèles par régression RMA préservent les δ dans les estimations, contrairement au modèle par RO. La méthode RMA a aussi permis une réduction du biais entre le V_o et le V_e dans la classe des volumes supérieurs à $40 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ par rapport à la RO. Ce qui favorise de nouveau la méthode par régression RMA pour procurer de meilleurs résultats pour cette classe de volume dont les volumes estimés sont importants dans la gestion forestière. Notre analyse rejoint donc celle de Curran et Hay (1986) et Larsson (1993) qui ont aussi constaté des difficultés avec la RO en suggérant l'utilisation d'autres techniques comme la régression RMA. Similairement, Cohen *et al.* (2003) avaient aussi établi les limites de la RO, surtout en ce qui concerne la violation des hypothèses sur les erreurs de mesure. Cette violation peut avoir des effets indésirables sur les variables biophysiques.

Il est intéressant de souligner que des modèles comparables au point de vue de la capacité estimative peuvent être établis d'une image à l'autre (Landsat 2006 et 2009) ou d'un capteur à l'autre (Landsat, Alsat-1, GeoEye). La capacité estimative des meilleurs modèles avec la régression RMA ne varie que peu pour les images Landsat TM 2009, 2006 et Alsat-1 avec des RMSE_V de 0,225 ($17,83 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$), 0,245 ($19,41 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) et 0,232 ($18,50 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) respectivement.

Nos résultats montrent toutefois que les meilleurs modèles d'un capteur à l'autre peuvent utiliser un nombre et des variables explicatrices différentes. C'est le cas pour l'image Alsat-1 où le meilleur modèle RO impliquait l'indice NDVI et deux bandes spectrales. Les faibles différences entre les meilleurs modèles prédictifs ouvre des opportunités pour la cartographie de la végétation arborescente en milieu semi-aride à l'aide des images Landsat en archive ou encore avec d'autres capteurs ayant des caractéristiques similaires.

L'utilisation de l'imagerie satellitaire à des résolutions spatiales plus fines peut mener à une amélioration de la cartographie des volumes, mais à certaines conditions. Larsson (1993) a démontré une amélioration des résultats des modèles avec des coefficients de corrélation plus élevés lorsqu'il utilisa les données du capteur SPOT par rapport aux modèles issus de l'utilisation des données Landsat TM. Ceci n'a pas été réellement constaté car on a obtenu pratiquement le même niveau des corrélations des modèles issus de l'ensemble des images optiques (Landsat, Alsat-1 et GeoEye) utilisées, mais avec biais en faveur du modèle de la variante 1 et dont la seule variable indépendante est la bande 2 de l'image GeoEye. A travers la combinaison des variables issus de l'image GeoEye de 2009, nous avons constaté que l'utilisation de la bande 2 a été la plus pertinente par rapport aux traitements effectués (NDVI, NDVI_F, ACP et la fusion des données MS GeoEye au Pan). Malgré que l'image GeoEye demande toutefois de gérer la grande variance spectrale locale avec des méthodes de classification orientée-objet (Baatz et Schäpe, 2000 ; Mallinis *et al.*, 2008) pour améliorer l'extraction de l'information par la segmentation et la classification à l'aide de variables autres que les variables spectrales.

Les résultats confirment des aspects écologiques qui ont été déduits auparavant. Par exemple, le tableau XXI confirme qu'une grande partie du volume de bois pour la zone d'étude est dans les classes 30 au 50 m³ ha⁻¹ qui correspond à 66,7% et 47,4% du volume total estimé de la RO et la régression RMA respectivement.

Pour l'image Landsat 2009, l'analyse des erreurs en fonction des données descriptives des placettes de validation nous donnera la possibilité de chercher d'autres sources de la variation entre le V_o et le V_e. D'une façon générale, la surestimation a été observée dans les jeunes peuplements contrairement à la sous-estimation où elle a été observée dans les peuplements adultes. La surestimation la plus élevée a été observée dans les peuplements où l'âge est compris entre 20 et 45 ans avec un recouvrement de 60 à 70%. Cependant, la sous-estimation la plus importante a été constatée dans les placettes où les peuplements sont typiquement des futaies adultes (âge > 100 ans) et dont leur recouvrement est > à 50%.

En plus des erreurs liées aux mesures des données du terrain, les erreurs de confusion de la classification dirigée, d'autres sources peuvent influencer la variation des écarts entre le V_o et le V_e . A titre d'exemple, la quantité de feuillage sur les branches est influencée par plusieurs facteurs dont : (1) l'état sanitaire (défoliation), (2) l'âge, car les arbres de Pin d'Alep présentent un feuillage en boule ou en table de couleur foncée, les jeunes arbres ont un port pyramidal et forment un fourré au feuillage clair, son couvert léger le distingue des autres résineux (Seigue, 1985) et (3) la densité, puisque sous le couvert forestier clair le phénomène de l'élagage naturel n'est pas remarquable comme sous les couverts denses. La phénologie est un aspect important à considérer lors de l'acquisition des images pour l'estimation du volume de bois en milieu semi-aride. L'acquisition d'image durant la saison sèche donnera les meilleurs résultats à cause du contraste plus marqué entre la végétation arborescente et la végétation de sous-bois. Gasparri *et al.* (2010) ont suggéré que la force de la relation estimative est liée à la phénologie des plantes, donc dépendante du temps de l'acquisition au cours de l'année. Enfin, il faut toutefois tenir en compte que l'inventaire terrestre servant à la validation a été fait en 2009, ce qui impose des différences avec le reste des images utilisées. Ces différences peuvent être liées aussi aux coupes illicites des sujets de Pin d'Alep dans la zone d'étude. Ces délits sont généralement constatés dans le stade perchis pour alimenter les chantiers de construction en pilier droit (voir photos 8, 9 et 10 dans l'annexe 6).

L'exploitation des données de l'inventaire forestier réalisé en 1984, nous a permis de calculer les différences entre le volume estimé par télédétection et volume total donné par l'inventaire forestier du BNEF en 1984. Ici on a :

- Volume des peuplements de Pin d'Alep en 1984 est de $352\ 391\ \text{m}^3\ \text{ha}^{-1}$;
- Volume total récolté durant les trois ans d'exploitation (du 1984 au 1987) est de $22\ 604\ \text{m}^3\ \text{ha}^{-1}$;
- Volume restant sur pied après l'année 1987 est de $329\ 787\ \text{m}^3\ \text{ha}^{-1}$;
- Le volume obtenu par télédétection pour les deux méthodes de régressions est de $205\ 148\ \text{m}^3\ \text{ha}^{-1}$ et $237\ 147\ \text{m}^3\ \text{ha}^{-1}$ respectivement pour la RO et la régression RMA ;
- Les différences entre les résultats obtenus par télédétection et le volume restant sur pied après l'exploitation sont : $124\ 639\ \text{m}^3\ \text{ha}^{-1}$ et $92\ 640\ \text{m}^3\ \text{ha}^{-1}$ respectivement pour la RO et la régression RMA.

Même si les résultats démontrent qu'il est possible de définir un modèle permettant de cartographier le volume de bois pour notre site d'étude, il faut toutefois établir dans quelles conditions ce modèle peut s'appliquer. Le modèle s'applique dans des zones identifiées par une classification dirigée. Or la classification préalable pour établir les zones pertinentes pour appliquer le modèle peut être améliorée à l'aide de méthodes plus avancées de classification telle que la classification orienté objet ou par arbre de décision. Une classification plus exacte implique une plus grande capacité de généralisation pour son utilisation dans un cadre opérationnel d'inventaire forestier. Pour les besoins opérationnels, il est toutefois assez facile de déterminer quelles méthodes de classification procure un bon compromis.

Notre étude a soulevé plusieurs aspects à prendre en considération pour une mise en œuvre opérationnelle de la méthode proposée. La normalisation radiométrique entre toutes les images du même capteur n'a pas été prise en considération dans cette partie. Si on a utilisé les images normalisées (Landat 2006 et 2009) du bilan spatiotemporel, le développement d'un modèle unique serait possible et pratique. L'application de la méthode sur une vaste zone serait également possible en collectant des informations sur la zone ciblée où les mêmes conditions écologiques s'appliquent et qui pourraient être couverts à l'aide d'une mosaïque d'images satellites avec radiométrie normalisée. La méthode proposée est donc applicable dans le contexte d'un inventaire opérationnel.

Malgré des résultats acceptables du point de vue opérationnel, plusieurs moyens peuvent être mis en œuvre pour améliorer les modèles et les méthodes proposées dans ce travail.

Premièrement, notre analyse démontre qu'un modèle est associé à l'image et non le capteur. Ceci implique que pour toute nouvelle image, il faut avoir des données terrain d'entraînement pour recalculer le meilleur modèle. Dans le cas d'un inventaire national, il est concevable de penser à normaliser radiométriquement une série d'images prises par un même capteur pour éviter le calcul d'un nouveau modèle à chaque image. Reste toutefois à explorer les solutions pour permettre la généralisation des modèles avec des images ayant des dates d'acquisition éloignées ou entre différents capteurs.

Deuxièmement, des méthodes alternatives de traitement des données, telles que l'analyse par réseaux neuronaux, *KNN* ou par arbre de décision permettent quelquefois d'optimiser l'usage de l'information spectrale.

Troisièmement, il serait peut-être judicieux d'essayer d'autres indices spectraux comme, (1) le rapport simple des bandes tel que $TM4/TM3$ et $TM5/TM4$ (Franklin, 1986), $TM5/TM3$ et $TM5/TM7$ (Lu *et al.*, 2004) ; (2) des différences normalisées comme $(TM5 - TM3)/(TM5 + TM3)$, $(TM5 - TM4)/(TM5 + TM4)$, $(TM5 - TM7)/(TM5 + TM7)$, $(TM3 - TM2)/(TM3 + TM2)$ (Lu *et al.*, 2004) ; (3) la somme des bandes ($TM1$, $TM2$ et $TM3$), la somme des bandes ($TM5$ et $TM7$) et Albédo soit la somme de toutes les bandes MS du capteur Landsat (Lu *et al.*, 2004), ou encore l'utilisation de la texture (Franklin et Peddle, 1990 ; Hay et Niemann, 1994 ; Wulder *et al.*, 1996 ; Hay *et al.*, 1996 ; Franklin *et al.*, 2001).

Quatrièmement, l'agrégation des placettes des peuplements forestiers (pixels homogènes) par le biais des filtres ou par une simple segmentation d'image pourra améliorer efficacement les RMSE de validation ; Reese *et al.* (2002) ont pu réduire les RMSE de la validation de 58% à 10% et 17% respectivement par une agrégation de 100 Ha et 19 Ha.

Cinquièmement, l'utilisation de la méthode fraction d'ombre de Leboeuf *et al.* (2012) pourra également améliorer le pouvoir estimatif de volume de bois sur pied de notre zone d'étude. Cette méthode a donné des niveaux de corrélation intéressants et des différences très faibles estimées seulement à 5,6% (Leboeuf *et al.*, 2012). Enfin, l'intégration des données dendrométriques (la hauteur moyenne des peuplements, les classes de fertilité des stations, la densité des arbres...etc.) relative aux placettes échantillonnées peuvent améliorer efficacement les modèles statistiques. Afin de le vérifier, nous avons intégré aux données d'entraînement de chaque image la hauteur moyenne (H), le diamètre moyen et la densité moyenne des peuplements dans une nouvelle analyse statistique par l'utilisation de la méthode RO sous WEKA. Il est clair partant du tableau XXVII que l'intégration de la hauteur moyenne des peuplements de Pin d'Alep et le NDVI ont permis d'augmenter significativement les coefficients de corrélation et de minimiser les $RMSE_V$.

Il ressort de nouveaux modèles pertinents pour l'estimation du volume du bois dans notre zone d'étude pour chaque image utilisée. Les coefficients de corrélation sont nettement élevés par rapport à l'ensemble des tests précédents. Ils sont de l'ordre de 0,650, 0,659, 0,660, et 0,746 respectivement pour les modèles spécifiques aux images Alsat-1 2005, Landsat 2009, Landsat 2006, et GeoEye 2009. Ceci s'applique d'avantage sur les niveaux des RMSE de la validation avec des valeurs de 0,153 ($12,13 \text{ m}^3\text{ha}^{-1}$), 0,154 ($12,21 \text{ m}^3\text{ha}^{-1}$), 0,158 ($12,53 \text{ m}^3\text{ha}^{-1}$) et 0,185 ($14,67 \text{ m}^3\text{ha}^{-1}$) respectivement pour les images Landsat 2006, Landsat 2009, Alsat-1 2005 et GeoEye 2009.

La non disponibilité de mesure sur la hauteur moyenne des peuplements sur ensemble des pixels des images de la zone d'étude limite l'utilisation de ces nouveaux modèles. Pour contourner cette limite, nous proposons d'intégrer un modèle de canopée des peuplements forestiers de la zone d'étude par l'utilisation du LiDAR aéroporté, chose qui n'est pas évidente en Algérie, ou bien d'utiliser le résultat des classes d'hauteur issu d'une classification dirigée (par pixels ou par orienté- objet) des images spatiales disponibles.

Tableau XXVII : Résumé des résultats de la RO, pour l'ensemble des images testées dont les nouvelles variables indépendantes (H, densité moyenne, Diamètre moyen) sont intégrées dans l'analyse statistique.

TM Landsat 2009					R	RMSE _T	RMSE _V
Coefficients:							
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)			
(Intercept)	-0,36521	0,15018	-2,432	0,0168 *			
TM1	0,45180	0,31368	1,440	0,1528	0,659	0,172	0,154
TM5	-1,31970	0,65069	-2,028	0,0452 *			
TM7	1,12893	0,63102	1,789	0,0766 .			
NDVI	2,09056	0,43466	4,810	5,24e-06 ***			
H	0,45399	0,07937	5,720	1,07e-07 ***			
TM Landsat 2006					R	RMSE _T	RMSE _V
Coefficients:							
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)			
(Intercept)	-0,19191	0,14642	-1,311	0,1930			
TM2	-0,90220	0,74981	-1,203	0,2317			
TM3	1,56928	0,99219	1,582	0,1169	0,660	0,191	0,153
TM4	-0,09082	0,59723	-0,152	0,8794			
TM5	-0,71778	0,88837	-0,808	0,4210			
TM7	0,18837	0,83488	0,226	0,8220			
NDVI	2,06043	0,95022	2,168	0,0325 *			
H	0,45816	0,08165	5,612	1,79e-07 ***			
ALSAT-1 2005					R	RMSE _T	RMSE _V
Coefficients:							
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)			
(Intercept)	-0,23051	0,13270	-1,737	0,0854 .			
R	0,67349	0,26700	2,522	0,0132 *	0,650	0,177	0,158
G	-0,41302	0,21714	-1,902	0,0600 .			
NDVI	1,42211	0,31274	4,547	1,49e-05 ***			
H	0,38746	0,08191	4,730	7,16e-06 ***			
GeoEye 2009					R	RMSE _T	RMSE _V
Coefficients:							
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)			
(Intercept)	-0,35001	0,06376	-5,489	4,98e-07 ***	0,746	0,156	0,185
ACP4	0,36226	0,09503	3,812	0,000276 ***			
NDVI _F	0,44981	0,12034	3,738	0,000355 ***			
H	0,63161	0,07258	8,702	4,50e-13 ***			

Signification des codes : 0 '***' 0,001 '**' 0,01 '*' 0,05 '.' 0,1 '.' 1

Malgré ces améliorations possibles, notre étude démontre un potentiel pour la cartographie du volume de bois d'une pinède en milieu semi-aride à l'aide des images satellites gratuites et à des coûts très modestes par rapport à l'inventaire traditionnel. Nos résultats apportent donc une méthodologie applicable aux pinèdes dans le cadre de l'inventaire forestier national en Algérie.

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

Les résultats de cette étude indiquent que la détection des changements au niveau de la forêt de Sénalba Chergui est possible par l'utilisation des données de télédétection spatiale Landsat. Le recours à la méthode algébrique de détection de changements a été imposé suite aux manques des données de changements au niveau de la zone d'étude. Malgré que, la méthode post-classification fournit des matrices de changements complets, elle n'a pas été sélectionnée pour la réalisation du projet de détection des changements à cause (1) du manque de données de changements sur une période assez importante au niveau de l'administration forestière locale, et (2) les faiblesses de la méthode soulevées dans plusieurs études (Wickham *et al.*, 1997, Brown *et al.*, 2000, Shao *et al.*, 2001 et Langford *et al.*, 2006).

Afin de sélectionner les données de télédétection pertinentes pour la détection des changements au niveau de notre zone d'étude, plusieurs variables (Bandes, ratio des bandes et indices spectraux) ont fait l'objet de différenciation par soustraction. Le classement des variables utilisées en fonction de la précision globale des classifications et des trois seuils testés (1δ , 2δ et 3δ) a permis de sélectionner l'indice de végétation (NDVI) comme variable pertinente. La méthode de la différenciation des NDVI appliquée a permis de faire ressortir efficacement les grands changements au niveau de notre zone d'étude. L'étude de l'évolution de la précision globale des classifications des changements en fonction des seuils radiométriques testés (11 seuils radiométriques testés à savoir : $0,7\delta$, $0,8\delta$, $0,9\delta$, 1δ , $1,10\delta$, $1,25\delta$, $1,50\delta$, 2δ , $2,50\delta$, 3δ et $3,50\delta$) a permis de déterminer l'efficacité du seuil radiométrique $0,9\delta$.

Il est remarquable d'après nos résultats que la nature des changements sont multiples et essentiellement d'ordre anthropiques. Au cours de l'application de l'aménagement forestier (entre 1984 et 1987) les peuplements de Pin d'Alep ont subis de grands changements suite aux coupes rases par bandes successives. Ce n'est qu'après l'année 1987 que le couvert forestier a connu une augmentation à la suite de la réalisation des projets de reboisements de Pin d'Alep dans plusieurs endroits. La validation et l'analyse visuelle multi échelle l'utilisation des images satellitaires Landsat (RS = 30 m) et GeoEye (RS = 2 m), nous a démontré avec certitude le maintien d'une vision de conservation vu les contraintes édapho-climatiques et anthropiques auxquelles les peuplements de Pin d'Alep sont exposés en permanence.

Une réflexion particulière sur la pérennité de ces peuplements et la nature des opérations sylvicoles proposées dans les études d'aménagements forestiers doivent être prises en considération.

Pour ce qui concerne la cartographie et estimation du volume de bois sur pied, les résultats obtenus dans cette étude indiquent que le volume du bois des peuplements de Pin d'Alep, situés dans la région semi-aride de l'Atlas saharien (Djelfa - Algérie), peut être estimé par l'utilisation des données de télédétection spatiale (Landsat TM, Alsat-1 et GeoEye). La méthode proposée implique un modèle empirique établi pour chaque image acquise mettant en relation le volume de bois de placettes et les valeurs spectrales de l'image. Les modèles ont été établis à l'aide de deux types de régression à savoir la régression ordinaire (RO) et la régression *reduced major axis* (RMA).

Nous avons déterminé l'ensemble des variables spectrales (bandes ou indice de végétation) les plus judicieuses pour l'estimation du volume de bois à partir des analyses permettant d'évaluer les différentes combinaisons des données de télédétection. Aussi, il faut noter que l'analyse de la régression des moindres carrés ordinaires a été établie par l'utilisation du logiciel *Waikato Environment for Knowledge Analysis* (Weka) en faisant appel à la méthode M5' pour la sélection des variables indépendantes pour l'estimation du volume de bois et qui est basée sur le critère d'information d'Akaike (Witten et Frank, 2005 ; Weka, 2011).

Nos résultats confirment les limites de la RO soulevées dans la littérature en faveur de l'utilisation de modèles issus de la régression RMA. Les modèles provenant de la régression RMA permettent une meilleure estimation de volume de bois par rapport aux modèles issus de la régression RO, ce qui a réduit le biais pour les classes de volume supérieures à $40 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$. Pour l'image Landsat TM de 2009, les meilleurs modèles issus des deux méthodes de régression sont ceux utilisant le NDVI comme variable indépendante. Les RMSE de la validation étaient de 20,30% ($16,10 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) et 22,50% ($17,83 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) respectivement pour la RO et RMA. Le volume total estimé pour l'image Landsat 2009 est de $205\,148 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ et $237\,147 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ respectivement pour la méthode RO et RMA.

Il ressort aussi de nos résultats que les indices de végétation NDVI et SAVI ressortent comme variables indépendantes privilégiées pour l'estimation du volume de bois, au-delà des valeurs de bandes ou encore d'autres indices comme ceux du *Tasseled Cap*.

L'intégration de la hauteur moyenne des peuplements de Pin d'Alep, comme variable indépendante dans les analyses de régression ordinaire a permis efficacement de reproduire des modèles offrant des résultats fort intéressants pour l'estimation du volume de bois pour l'ensemble des images testées. Les RMSE de validation des meilleurs modèles intégrant la hauteur moyenne des peuplements de Pin d'Alep comme variable indépendante sont de 0,153 (12,13 m³ha⁻¹), 0,154 (12,21 m³ha⁻¹), 0,158 (12,53 m³ha⁻¹) et 0,185 (14,67 m³ha⁻¹) respectivement pour les images Landsat 2006, Landsat 2009, Alsat-1 2005 et GeoEye 2009.

Nos résultats suggèrent que des modèles de capacité prédictive similaire peuvent être trouvés pour les images Landsat acquises à des années différentes ou encore pour des capteurs ayant des caractéristiques similaires. Ce constat implique des conditions favorables pour l'application des procédures suggérées à une mosaïque ou pour une étude temporelle. Au vu des résultats prometteurs obtenus, la méthodologie proposée semble judicieuse dans la perspective d'un projet d'inventaire forestier régional et national des pinèdes par télédétection, en tenant compte de certaines limites prévisibles. Sur le plan opérationnel, la méthode de cartographie par télédétection offre des avantages importants par rapport à l'inventaire traditionnel avec une exactitude acceptable au point de vue monitoring et à des coûts modestes.

Dans le futur, nous proposons pour améliorer notre travail d'explorer à la fois d'autres méthodes de détection de changements et d'estimation du volume de bois et l'utilisation des nouvelles données de télédétection.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Références Bibliographiques

- Ahern F. J., Erdle T., Maclean D. A., & Kerpeck I.D., 1991 - A quantitative relationship between forest growth rates and Thematic Mapper reflectance measurements. *International Journal of Remote Sensing*, 12, 387 - 400.
- Aldred A. H., & Lowe J.J., 1978 - Application of Large-scale Photos to a Forest Inventory in Alberta. FMI Inf. Rep. FMR-X-107. Canadian Forest Service, Natural Resources Canada, Ottawa.
- Alphan H., 2011- Comparing the utility of image algebra operations for characterizing landscape changes : The case of the Mediterranean coast. *Journal of Environmental Management*, 92, 2961- 2971.
- Anderson J.R., Hardy, E.E. Roach, J.T. & Witmer, R.E., 1976 - A land use and land cover classification system for use with remote sensor data. US Geological Survey, Professional Paper 964, Washington, DC, 28 pp.
- Anonyme 1887 - Forêt domaniale des Séalba Chergui. Composition de la forêt. Ed : Conservation d'Alger - Inspection de Médéa, Cantonnement de Djelfa - pp : 1-4.
- Ardö J., 1992 - Volume quantification of coniferous forest compartments using spectral radiance recorded by Landsat Thematic Mapper. *International Journal of Remote Sensing*, 13, 1779-1786.
- Arvidson T., Goward S., Gasch J. & Williams D., 2006 - Landsat-7 Long-Term Acquisition Plan: Development and Validation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 10, 1137–1146.
- Baatz M. & Schäpe A., 2000 - Multiresolution Segmentation - an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation, Strobl, T., Blaschke, T., Griesebner, G., (eds.), In: *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung. XII. Beiträge zum AGIT-Symp.* Salzburg, Heidelberg: Wichmann-Verlag, pp.12-23.
- Bagnouls F. & Gaussen H., 1953 - Saison sèche et indice xérothermique. *Bull. Soc. Hist. Nat.*, Toulouse, T. 88, fasc. 3-4, pp : 193 - 239.
- Baltsavias E. P., 1999 - Airborne laser scanning: existing systems and firms and other resources. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 164–198.
- Bannari A., 1996 - La télédétection et les indices de végétation pour la détection de la végétation éparse et moyennement dense : cas de l'environnement urbain, Thèse de doctorat, Sherbrooke, Université de Sherbrooke, 250 p.
- Bannari A., Morin D.R., Huete, A.R. & Bonn F., 1995 - A review of vegetation indices, *Remote Sensing Reviews*, 13, 95-120.
- Baret F., 1996 - Variation de la réflectance au niveau du couvert. In. Actes de l'école-chercheurs INRA en bioclimatologie, Tome 2 : 'Du couvert végétal à la région', le CROISIC, 25-29 mars 1996, pp : 53-67.
- Barisano E., 1990 - Evaluation des ressources sylvicoles du Rif marocain oriental à partir de données SPOT. *Options Méditerranéennes Série A*, 4, 150-154.

- Bebi P., Kienast F. & Schönenberger W., 2001 - Assessing structures in mountain forests as a basis for investigating the forests' dynamics and protective function. *Forest Ecology and Management*, 1, 3-14.
- Begin D., Boucher Y., Brodeur I., Girard C., Lapierre D., Lemieux I.P., & Gauthier I. R. R., 1988 - Précision géométrique des données SPOT", Actes du Symposium international sur les Applications topographiques des données SPOT, 13 et 14 Octobre, Sherbrooke, Québec, Canada, pp : I69-180.
- Benedictsson J. A., Swain P. H. & Ersoy O. K., 1990 - Neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource remote sensing data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 4, 540- 551.
- Benmelouka A. & Souyad N. 2004 - Étude écologique du site naturel de Séalba Chergui (Djelfa) en vue d'un classement en aire protégée. Mém. Ing. FSB. USTHB. Alger ; 74p.
- Bergen K. M. & Dobson M. C., 1999 - Integration of remotely sensed radar imagery in modeling and mapping of forest biomass and net primary production. *Ecological Modelling*, 122, 257-274.
- Blaschke T. & Strobl J., 2001 - What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. *GIS-Zeitschrift fur Geoinformations systeme*, 6, 12-17.
- BNEF, 1984a - Étude du milieu de la forêt domaniale Séalba Chergui (Wilaya de Djelfa). Bureau National des Études Forestiers, Ministère de l'agriculture et de la révolution agraire (MARA), pp : 1-25, Algérie.
- BNEF, 1984b - Résultats de l'inventaire par série de la forêt domaniale de Séalba Chergui (Wilaya de Djelfa), Bureau National des Études Forestiers, Ministère de l'agriculture et de la révolution agraire (MARA), pp : 89-126, Algérie.
- Boivin J., Gilles S., Pierre J.H. & Ludovic G., 2002 - Évolution des surfaces boisées et des espaces verts dans la région métropolitaine de Montréal. Rapport préliminaire. INRS-Urbanisation, culture et société et Intélec Géomatique Inc , 16 p.
- Bolduc P., Lowell K. & Edwards G. 1999 - Automated estimation of localized forest volume from large-scale aerial photographs and ancillary cartographic information in a boreal forest. *International Journal of Remote Sensing* 20, 3611–3624.
- Bolstad P. V. & Lillisand T. M., 1991 - Rapid maximum likelihood classification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57, 67-74.
- Bonn F. & Rochon G., 1992 - Précis de télédétection Volume 1: Principes et Méthodes, Sainte-Foy, Presses de l'Université du Québec/AUPELF, 485p.
- Boude P., 1885 - Procès-verbal de délimitation générale du canton boisé de Bab Ain Messaoud. Subdivision de Medéa. Commune indigène de Djelfa, 10 p.
- Boudy P., 1955 - Economie forestière Nord-Africaine. Tome 4 : Description forestiers de l'Algérie et de la Tunisie. Ed : Larose Paris. Région de l'Atlas Saharien, 349 p.
- Boureau J.G & Ratte J.P., 1990 - Application de la télédétection spatiale à la cartographie des formations forestières et au suivi de leur évolution, *Options Méditerranéennes Série A*, 4, 145-149.

- Boyd D.S., Foody G.M. & Ripple W.J., 2002 - Evaluation of approaches for forest cover estimation in the Pacific Northwest, USA. *Using Remote Sensing Applied Geography*, 22, 375-392.
- Brown de Colstoun C.E., Story H. M., Thompson C., Commisso K., Smith G.T. & Irons R.J., 2003 - National park vegetation mapping using multitemporal Landsat 7 data and decision tree classifier. *Remote Sensing of Environment*, 85, 316-327.
- Brown D. G., Duh J. D. & Drzyzga S. A., 2000 - Estimating Error in an Analysis of Forest Fragmentation Change Using North American Landscape Characterization (NALC) Data. *Remote Sensing of Environment*, 71, 106 -117.
- Butera M. K., 1986 - A correlation and regression analysis of percent canopy closure versus TMS spectral response for selected forest sites in the San Juan National Forest, Colorado. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 24, 122–129.
- Caloz R., 1994 - Télédétection satellitaire. Cours polycopiés EPFL, Lausanne, EPFL, 131
- Caloz R. & Collet C., 2001 - Précis de télédétection; vol. 3 : Traitements numériques d'images de télédétection. Presses de l'Université de Québec et Agence universitaire de la Francophonie, Sainte-Foy (Québec),386p.
- Campbell J. B., 2006 - Introduction to remote sensing. 4th ed. London : Taylor & Francis, 626 p.
- Capellini V., Alparone L., Galli G., Langé P., Mecocci A. & Minechetti, L. 1991 - Digital processing of stereo images and 3D reconstruction techniques. *International Journal of Remote sensing*, 3, 447-90.
- Chakali G., 2007 - Stratégie d'attaque de l'hylésine *Tomicus destruens* (Wollaston 1865) (Coleoptera : Scolytidae) sur le Pin d'Alep en zone semi-aride (Algérie, Djelfa). *Ann. Soc. Entomol.*, 43, 129-137.
- Chauhan N. S., Lang R.H. & Ranson K.J., 1991- Radar modeling of a Boreal forest. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 4, 627-638.
- Cherrill A. J., Lane A. & Fuller R. M., 1994 - The use of Classified Landsat-5 Thematic Mapper imagery in the characterization of landscape composition: a case study in northern England. *Journal of Environmental Management*, 40, 357 - 377.
- Chuvieco E. & Kasischke E. S., 2007 - Remote sensing information for fire management and fire effects assessment. *J. Geophys. Res. Biogeosci.* 112(G1).
- Civco D., 1989 - Topographic normalization of Landsat Thematic Mapper digital imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 55, 1303 - 309.
- Cohen W. B., Maieringer T. K., Spies T. A. & Oetter D. R., 2001 - Modelling forest cover attributes as continuous variables in a regional context with Thematic Mapper data. *International Journal of Remote Sensing*, 22, 2279-2310.
- Cohen W. B., Fiorella M., Gray J., Helmer E. & Anderson K., 1998 - An efficient and accurate method for mapping forest clearcuts in the pacific northwest using landsat imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 4, 293-300.
- Cohen W. B., Maieringer T. K., Gower S. T. & Turner D. P., 2003 - An improved strategy for regression of biophysical variables and Landsat ETM+data. *Remote Sensing of Environment*, 84, 561 - 571.

- Cohen W. B. & Spies T. A., 1992 - Estimating structural attributes of Douglas-fir/Western hemlock forest stands from Landsat and Spot imagery. *Remote Sensing of Environment*, 1, 1-17.
- Cohen W. B., Spies T. A. & Bradshaw, G. A., 1990 - Semivariograms of digital imagery for analysis of conifer canopy structure. *Remote Sensing of Environment*, 34, 167 - 178.
- Cohen W. B. & Goward S. N., 2004 - Landsat's role in ecological applications of remote sensing. *Bioscience*, 54, 535-545.
- Cohen W.B. & Spies T.A., 1992 - Estimating structural attributes of Douglas-fir/ Western hemlock forest stands from Landsat and Spot imagery. *Remote Sensing of Environment*, 1, 1-17.
- Cohen W. B., Spies T. A. & Fiorella M., 1995 - Estimating the age and structure of forests in a multi-ownership landscape of western Oregon, U.S.A. *International Journal of Remote Sensing*, 16, 721-746.
- Congalton R. G., 1991- A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37, 35 - 46.
- Congalton R. G., Oderwald R. G. & Mead R. A., 1983 - Assessing Landsat classification accuracy using discrete multivariate analysis statistical techniques. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 49, 1671-1678.
- Congalton R. G. & Green, K., 1999 - Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data : Principles and Practices (Boca Raton, FL, USA: CRC/Lewis Press).
- Coppin P. & Bauer M., 1996 - Digital change detection in forest ecosystems with remote sensing imagery. *Remote Sensing Reviews*, 13, 207 - 234.
- Coppin P., Jonckheere I., Nackaerts K., Muys B. & Lambin E., 2004 - Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review, *International Journal of Remote Sensing*, 9, 1565-1596.
- Côté J. F., Fournier R. A., Egli R., 2011 - An architectural model of trees to estimate forest structural attributes using terrestrial LiDAR. *Environmental Modelling & Software*, 26, 761-777.
- Crist E. P. & Cicone R. C., 1984 - A physically-based transformation of Thematic Mapper data- the TM Tasseled Cap, *IEEE Trans. on Geosciences and Remote Sensing*, 22, 256-263.
- Crist E. P., 1985 - A thematic mapper tasseled cap equivalent for reflectance factor data. *Remote Sensing of Environment*, 17, 301-306.
- Curran P., & Hay A. M., 1986 -The importance of measurement error for certain procedures in remote sensing at optical wavelengths. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52, 229-241.
- Danson F. M., 1987 - Preliminary evaluation of the relationships between SPOT-1 HRV data and forest stand parameters. *International Journal of Remote Sensing*, 8, 1571 - 1575.
- De Carvalho L. M. T., Clevers J. G. P. W., Skidmore A. K., & De Jong S. M., 2004 - Selection of imagery data and classifiers for mapping Brazilian semideciduous Atlantic forests. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 5, 173 - 186.

- De Wulf R. R., Goossens R. E., De Roover B. P. & Borry F. C., 1990 - Extraction of forest stand parameters from panchromatic and multispectral SPOT-1 data. *International Journal of Remote Sensing*, 11, 1571-1588.
- Dean, A. M. & Smith G. M., 2003 - An evaluation of perparcel land cover mapping using maximum likelihood class probabilities. *International Journal of Remote Sensing*, 24, 2905 - 2920.
- Desclée B., Bogaert P. & Defourny P., 2006. Forest change detection by statistical object-based method. *Remote Sensing of Environment*, 102, 1-11.
- DGF, 2010 - Présentation du patrimoine forestier de la Wilaya de Djelfa. Rapport d'activité de la conservation des Forêts de la Wilaya de Djelfa. pp : 1- 6.
- DGF, 2007. Politique forestière nationale et stratégie d'aménagement et de développement durable des ressources forestières et alfatières. Rapport provisoire de la Direction Générale des Forêts. Ministère de l'agriculture et du développement rural (MADR), Algérie, pp : 1 - 3.
- Djebaili S., 1984 - Steppe Algérienne, phytosociologie et écologie. Ed : OPU d'Alger. 177 p.
- Dobson M.C., Ulaby F.T., Pierce L.E., Sharik T.L, Bergen K.M., Kellndorfer J, Kendra J.R., Li E., Lin YC, Nashashibi A., Sarabandi K. & Siqueira P., 1995- Estimation of Forest Biophysical Characteristics In Northern Michigan With Sir-C/X-Sar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33, 877 - 895.
- Dong L., Kaufmann R. K., Myneni R. B., Tucker C. J., Kauppi P. E., Liski J., Buermann W., Alexeyev V. & Hughes M. K., 2003 - Remote Sensing estimates of boreal and temperate forest woody biomass : carbon pools, sources and sinks. *Remote Sensing of Environment*, 84, 393 - 410.
- Douglas G., Pitt U., Runesson F. & Wayne B., 2000. Application of large- and medium-scale aerial photographs to forest vegetation management: A case study. *The Forestry Chronicle*, 76, 903-913. <http://pubs.cif-ifc.org/doi/abs/10.5558/tfc76903-6?journalCode=tfc>
- Duhaime R. J., August P. V. & Wright W. R., 1997 - Automated vegetation mapping using digital orthophotography. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63, 1295 -1302.
- Dungan J. L., 1998 - Spatial prediction of vegetation quantities using ground and image data. *International Journal of Remote Sensing*, 19, 267-285.
- Durden S. L., Vanzyl J. J. & Zebker H. A., 1989 - Modeling and observation of The Radar polarization signature of forested Areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 3, 290 - 301.
- Duro D., Coops N. C., Wulder M. A. & Han T., 2007 - Development of a large area biodiversity monitoring system driven by remote sensing. *Progress In Physical Geography*, 31, 235-260.
- Emberger L., 1955 - Une classification biogéographique des climats. *Revue Tr. Lab. Bot. Géol. Zool.*, Fac. Sc. Montpellier, N° 73 - 43. pp : 45-50.

- FAO, 2010. Evaluation des ressources forestières mondiales 2010, Rapport principal. Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture, N°163, Rome, Italie. (www.fao.org/docrep/013/i1757f/i1757f.pdf).
- FAO, 2011. Situation des forêts du monde 2011. Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture, Rome, Itali. (www.fao.org/docrep/013/i2000f/i2000f.pdf).
- Fazakas Z., Nilsson M. & Olsson H., 1999 - Regional forest biomass and wood volume estimation using satellite data and ancillary data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 98, 417 - 425.
- Fent L., Hall, R. J. & Nesby R. K., 1995 - Aerial films for forest inventory : optimizing film parameters. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 61, 281 - 289.
- Fiorella M., Ripple W., 1993 - Analysis of conifer forest regeneration using Landsat Thematic Mapper data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 9, 1383 - 1388.
- Flanders D., Hall-Beyer M. & Pereverzoff J., 2003 - Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29, 441 - 452.
- Foody G. M., Campbell N. A., Trood N. M. & Wood T. F., 1992 - Derivation and application of probabilistic measures of class membership from the maximum likelihood classification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 9, 1335 - 1341.
- Foody G. M., 2002 - Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 80, 185-201.
- Foody G. M., 1999 - The continuum of classification fuzziness in thematic mapping. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 65, 443 - 451.
- Foody G. M., 2000 - Mapping land cover from remotely sensed data with a softened feed forward neural network classification. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 29, 433 - 449.
- Foody G. M. & Boyd D. S., 1999 - Fuzzy mapping of tropical land cover along an environmental gradient from remotely sensed data with an artificial neural network. *Journal of Geographical Systems*, 1, 23 - 35.
- Foody G. M., Boyd D. S. & Cutler M. E. J., 2003 - Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions. *Remote Sensing of Environment*, 85, 463 - 474.
- Fournier R. A., Luther J. E., Guindon L., Lambert M. C., Piercey D., Hall R. J. & Wulder M. A., 2003 - Mapping above-ground tree biomass at the stand level from inventory informations : test cases in Newfoundland and Québec. *Canadian Journal of Forest Research*, 33, 1846-1863.
- Franco-Lopez H., Ek A. R. & Bauer M. E., 2001- Estimation and mapping of forest stand density, volume, and cover type using the k-nearest neighbors method. *Remote Sensing of Environment*, 77, 251 - 274.
- Frank T., 1988 - Mapping dominant vegetation communities in the Colorado Rocky Mountain front range with Landsat Thematic Mapper and digital terrain data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54, 1727- 1734.

- Franklin J., 1986 - Thematic Mapper analysis of coniferous forest structure and composition. *International Journal of Remote Sensing*, 7, 1287 - 1301.
- Franklin J. & Hiernaux P. H. Y., 1991- Estimating foliage and woody biomass in Sahelian and Sudanian woodlands using a remote sensing model. *International Journal of Remote Sensing*, 12, 1387 - 1404.
- Franklin J., Logan T., Woodcock C. & Strahler A., 1986 - Coniferous forest classification and inventory using Landsat and digital terrain data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 24, 139 - 149.
- Franklin S. E., 1999 - Remote Sensing for Sustainable Forest Management. Lewis Publishers, Boca Raton London New York Washington, D.C., 407 p.
- Franklin S. E., & McDermid G. J., 1993 - Empirical relations between digital SPOT HRV and CASI spectral response and lodgepole pine (*Pinus Contorta*) forest stand parameters. *International Journal of Remote Sensing*, 14, 2331 - 2348.
- Franklin S. E., Hall R. J., Moskal L. M., Maudie A. J. & Lavigne M. B., 2000 - Incorporating texture into classification of forest species composition from airborne multispectral images. *International Journal of Remote Sensing*, 21, 61–79.
- Franklin S. E. & Peddle D., 1990 - Classification of SPOT HRV imagery and texture features. *International Journal of Remote Sensing*, 11, 551–556.
- Franklin S. E., Wulder M. A. & Gerylo G. R., 2001 - Texture analysis of IKONOS panchro-matic data for Douglas-fir forest age class separability in British Columbia. *International Journal of Remote Sensing*, 22, 2627–2632.
- Franklin S. E., Dickson E. E., Farr D. R., Hansen M. J. & Moskal L. M., 2000 - Quantification of landscape change from satellite remote sensing. *Forestry Chronicle*, 76, 877 - 886.
- Fransson J. E. S., Smith G., Askne J., Olsson H., 2001- Stem volume estimation in boreal forests using ERS-1/2 coherence and SPOT XS optical data. *International Journal of Remote Sensing*, 22, 2777-2791.
- Galochet M., Godard V. & Hotyat M., 2002 - Land Units and the Biodiversity of Forest Islets: From Satellite Images to Ground Analysis. Ed : LechRyszkowski in : Landscape Ecology in Agroecosystems Management. Boca Raton, CRC Press : 317-330.
- Gasparri N. I., Parmuchi M. G., Bono J., Karszenbaum H. & Montenegro C. L., 2010 - Assessing multitemporal Landsat 7 ETM+ images for estimating above-ground biomass in subtropical dry forests of Argentina. *Journal of Arid Environments*, 74, 1262 -1270.
- Gemmell F. M., 1995 - Effects of forest cover, terrain, and scale on timber volume estimation with Thematic Mapper data in the rocky mountain site. *Remote Sensing of Environment*, 51, 291–305.
- Gerylo G., Hall R. J., Franklin S. E., Roberts A. & Milton E. J., 1998 - Hierarchical image classification and extraction of forest species composition and crown closure from airborne multispectral images. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 24, 219 - 232.
- Gilbert B. & Lowell K., 1997. Forest attributes and spatial autocorrelation and interpolation: effects of alternative sampling schemata in the boreal forest. *Landscape and Urban Planning*, 37, 235-244.

- Gillespie T. W., Foody G. M., Rocchini D., Giorgi A.P. & Saatchi S., 2008 - Measuring and modelling biodiversity from space. *Progress In Physical Geography*, 2, 203 - 221.
- Girard M. C. & Girard C., 1999 - Traitement de données de télédétection. Ed: Dunod, Paris, 529 p.
- Gong P. & Xu B., 2003 - Remote sensing of forests over time: change types, methods, and opportunities. In M. Wulder and S. Franklin (Eds.), *Methods and Applications for Remote Sensing : Concepts and Case Studies* (pp: 301 - 333). Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA. 519 p.
- Green K., 2000 - Selecting and interpreting high-resolution images. *Journal of Forestry*, 98, 37 -39.
- Guyot G., Guyon D. & Riom J., 1989 - Factors affecting the spectral response of forest canopies: a review. *Geocarto International*, 3, 3-18.
- Hagner O., 1990 - Computer aided forest stand delineation and inventory based on satellite remote sensing. In: Sylvander, R. & Poso, S. (eds.). *Proceedings of SNS/IUFRO workshop: the usability of remote sensing for forest inventory and planning*. Swedish University of Agricultural Sciences, Remote Sensing Laboratory. Umeå, Sweden. Report 4. pp : 94-105.
- Halitim A., 1988 - Sols des régions arides d'Algérie., (Office des publications universitaires, Algérie). pp : 120- 135.
- Hall F. G., Strebel D. E., Nickeson J. E. & Goets S. J., 1991- Radiometric rectification : toward a common radiometric response among multirate, multisensor images. *Remote Sensing of Environment*, 35, 11-27.
- Hall R. J. & Aldred A. H., 1992 - Forest regeneration appraisal with large-scale aerial photographs. *The Forestry Chronicle*, 68, 142 -150.
- Hall R. J., Still G. N. & Crown P. H., 1983 - Mapping the distribution of aspen defoliation using Landsat colour composites. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 9, 86 - 91.
- Hall R., Franklin J. S. E. & Gerylo G. R., 1998 - Estimation of stand volume from high resolution multispectral imagery. 20th Can. Symp. Rem. Sensing & Canadian Aeronautics and Space Institute, 191–196.
- Hall O. & Hay G. J., 2003- A Multiscale Object-Specific Approach to Digital Change Detection. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 4, 311 - 327.
- Hame T., Heiler I. & Miguel-Ayanz J. S., 1998 - An unsupervised change detection and recognition system for forestry. *International Journal of Remote Sensing*, 19, 1079-1099.
- Hansen M., Dubayah R. & DeFries R., 1996 - Classification trees: an alternative to traditional land cover classifiers. *International Journal of Remote Sensing*, 17, 1075-1081.
- Haralick R. M., 1986 - Statistical image texture analysis. In *Handbook of Pattern Recognition and Image Processing*, edited by T. Y. Young and K. S. Fu (New York : Academic Press), pp : 247–279.
- Haralick R. M., Shanmugam K. & Dinstein I., 1973 - Texture features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics.*, 3, 610 - 621.

- Harding D. J., Lefsky M. A., Parker G. G. & Blair J. B. 2001- Laser altimeter canopy height profiles : methods and validation for closed-canopy, broadleaf forests. *Remote Sensing of Environment*, 76, 283 - 297.
- Hay G., & Niemann K., 1994 - Visualizing 3-D texture: a three-dimensional approach to model forest texture. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 20, 89 -101.
- Hay G., Niemann K., & McLean G., 1996 - An object-specific image texture analysis of H-resolution forest imagery. *Remote Sensing of Environment*, 55, 108 - 22.
- Hayes D. J. & Sader S. A., 2001- Comparison of change detection techniques for monitoring tropical forest clearing and vegetation regrowth in a time series. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 9, 1067–1075.
- Healey S. P., Cohen W. B., Zhiqiang Y. & Krankina O. N., 2005 - Comparison of Tasseled Cap-based Landsat data structures for use in forest disturbance detection. *Remote Sensing of Environment*, 97, 301- 310.
- Holmström H. & Fransson J. E. S., 2003 - Combining remotely sensed optical and radar data in kNN estimation of forest variables. *Remote Sensing of Environment*, 49, 409 - 418.
- Holopainen M. & Wang G., 1998 - The calibration of digitized aerial photographs for forest stratification. *International Journal of Remote Sensing*, 19, 677-696.
- Horler D. N. H. & Ahern F. J., 1986 - Forestry information content of Thematic Mapper data. *International Journal of Remote Sensing*, 7, 405–428.
- Hudson W. D. & Ramm C. W., 1987. Correct formulation of the Kappa coefficient of agreement. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 53, 421 - 422.
- Huete A. R., 1988 - A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25, 295 - 309.
- Husch B., Beers T. W. & Kershaw Jr. J. A., 2003 - Forest Mensuration, fourth ed. John Wiley and Sons, Inc., New Jersey, USA, p. 443.
- Hyde P., Dubayah R., Walker W., Blair J. B., Hofton M. & Hunsaker C., 2006 - Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using multi-sensor (LiDAR, SAR/ InSAR, ETM plus, Quickbird) synergy. *Remote Sensing of Environment*, 102, 63-73.
- Hyypä H. & Hyypä J., 1999 - Comparing the accuracy of laser scanner with other optical remote sensing data sources for stand attribute retrieval. *The Photogrammetric Journal of Finland*, 16, 5 - 15.
- Hyypä J., Hyypä H., Inkinen M., Engdahl M., Linko S. & Zhu Y., 2000 - Accuracy comparison of various remote sensing data sources in the retrieval of forest stand attributes. *Forest Ecology and Management*, 128, 109-120.
- Hyypä J. & Inkinen M., 1999 - Detecting and estimating attributes for single trees using laser scanner. *The Photogrammetric Journal of Finland*, 16, 27- 42.
- Itten K. I. & Meyer P., 1993 - Geometric and radiometric correction of TM-data of mountainous forested areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 4, 764 - 770.
- Iverson L. R., Lambert Graham R. & Cook E. A., 1989 - Applications of satellite remote sensing to forested ecosystems. *Landscape Ecology*, 2, 131–143.

- Jaiswal R. K., Mukherjee S., Raju K. & Saxena R., 2002 - Forest fire risk zone mapping from satellite imagery and GIS. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 4, 1-10.
- Jakubauskas M. K. & Price K. P., 1997 - Empirical relationships between structural and spectral factors of Yellowstone lodgepole pine forest. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63, 1375 -1381.
- Janssen L. F. J. & Vander Wel F. J. M., 1994 - Accuracy assessment of satellite derived land-cover data : a review. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 60, 419-426.
- Jensen J. R., 1996 - Introductory Digital Image Processing: a Remote Sensing Perspective, 2^{ed}, Prentice Hall, Saddle River, NJ, 316 p.
- Jensen J. R., 2000 - Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective. Upper Saddle River, New Jersey, Prentice Hall.
- Jensen J. R., 2004 - Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Approach. 3rd Edition. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ 07458, USA, 526 p.
- Kalkhan M. A., Reich R. M. & Czaplewski R. L., 1997 - Variance estimates and confidence intervals for the Kappa measure of classification accuracy. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 23, 210-216.
- Kangas A. & Maltamo M., 2006 - Forest Inventory Methodology and Applications. Published by Springer, 362 p.
- Kardoulas N. G., Bird A. C. & Lawan A.I., 1996 - Geometric correction of SPOT and Landsat imagery : a comparison of map- and GPS-derived control points. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 62, 1173–1177.
- Kauth R. J. & Thomas G. S., 1976 - “The Tasseled Cap” A Graphic Description of the Spectral-Temporal Development of Agricultural Crops as Seen by LANDSAT. LARS Symposia. Paper 159. http://docs.lib.purdue.edu/lars_symp/159
- Kilpeläinen P. & Tokola T., 1999 - Gain to be achieved from stand delineation in LANDSAT TM image-based estimates of stand volume. *Forest Ecology and Management*, 124, 105 -111.
- King D. J., Jollineau M. & Fraser B., 1999 - Evaluation of MK-4 multispectral satellite photo-graphy in land cover classification in eastern Ontario. *International Journal of Remote Sensing*, 20, 3311 - 3331.
- Kleinn C., 2000 - Estimating metrics of forest spatial pattern from large area forest inventory cluster samples. *Forest Science*, 46, 548-557.
- Kraus K. & Pfeifer N., 1998 - Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 53, 193-203.
- Kuuluvainen T., Penttinen A., Leinonen K. & Nygren M., 1996 - Statistical opportunities for comparing stand structural heterogeneity in managed and primeval forests : an example from boreal spruce forest in southern Finland. *Silva Fennica*, 30, 315-328.
- Labrecque S., Fournier R. A., Luther J. E. & Piercey D., 2006 - A comparison of four methods to map biomass from Landsat-TM and inventory data in western Newfoundland. *Forest Ecology and Management*, 226, 129 -144.

- Langford J., Niemann O., Frazer G., Wulder M. & Nelson, T., 2006 - Exploring small footprint LiDAR intensity data in a forested environment. In : Proceedings, *IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Denver CO, 2416–2419.
- Larose D. L., 2005 - Discovering Knowledge in Data : an Introduction to Data Mining. Ed : John Wiley and Sons, Hoboken, New Jersey. 125 p.
- Larsson H., 1993 - Linear regressions for canopy cover estimation in Acacia woodlands using Landsat TM, MSS and SPOT HRV XS data. *International Journal of Remote Sensing*, 14, 2129 - 2136.
- Le Toan T., Beaudoin A., Riom J. & Guyon D., 1992 - Relating forest biomass to SARdata. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30, 403 - 411.
- Leboeuf A., Fournier R. A., Luther J. E., Beaudoin A., Guindon L., 2012 - Forest attribute estimation of northeastern Canadian forests using QuickBird imagery and a shadow fraction method. *Forest Ecology and Management*, 266, 66 - 74.
- Leckie D., Gougeon F., Hill D., Quinn R., Armstrong L. & Shreenan R., 2003 - Combined high-density LiDAR and multispectral imagery for individual tree crown analysis, *Canadian Journal of Remote Sensing*, 5, 633- 649.
- Leckie D. G., 1990 - Advances in remote sensing technologies for forest surveys and management. *Canadian Journal of Forest Research*, 4, 464 - 483.
- Lefsky M. A., Cohen W. B. & Spies T. A., 2001 - An evaluation of alternate remote sensing products for forestry inventory, monitoring and mapping of Douglas-fir forests in eastern Oregon. *Canadian Journal of Forest Research*, 31, 78-81.
- Letreuch B. N., 1972 - Etude de la régénération des peuplements de Pin d'Alep (*Pinus halepensis* Mill), techniques sylvicoles Djelfa. Th. Ing. INA. EL Harrach. Alger, 89 p.
- Liang S., 2004 - Qualitative remote sensing of land surfaces. Hoboken, New Jersey : John Wiley & Sons. Inc., 534p.
- Lowell K. 1997 - Nouvelle méthode pour estimer le volume local à partir de photographies à grande échelle et de données de terrain. Ste-Foy (Québec) : Université Laval. 63 p
- Lowell K. E. 1994 - A fuzzy surface cartographic representation for forestry based on Voronoi diagram area stealing. *Canadian Journal of Forest Research*, 24, 1970 - 1980.
- Lowell K. E., Edwards G. & Kucera G. L., 1996. Modeling heterogeneity and change in natural forests. *Geomatica*, 50, 425-440.
- Lu D., 2005 - Aboveground biomass estimation using Landsat TM data in the Brazilian Amazon. *International Journal of Remote Sensing*, 26, 2509 - 2525.
- Lu D., Mausel P., Brondázio E. & Moran E., 2003 - Change detection techniques, *International journal of remote sensing*, 12, 2365 - 2407.
- Lu D., Mausel, P., Batistella M. & Moran, E., 2005 - Land-cover binary change detection methods for use in the moist tropical region of the Amazon : a comparative study. *International Journal of Remote Sensing*, 1, 101-114.
- Lu D., Mausel P., Brondázi E. & Moran E., 2004 - Relationships between forest stand parameters and Landsat TM spectral responses in the Brazilian Amazon Basin. *Forest Ecology and Management*, 198, 149–167.

- Lunetta R. S. & Elvidge C. D., 1999. Remote sensing change detection. Environmental monitoring methods and applications. Taylor and Francis, London.
- Mäkelä H. & Pekkarinen, A., 2001- Estimation of timber volume at the sample plot level by means of image segmentation and Landsat TM imagery. *Remote Sensing of Environment*, 77, 66 - 75.
- Mäkelä H. & Pekkarinen, A., 2004 - Estimation of forest stand volumes by Landsat TM imagery and stand-level field-inventory data. *Forest Ecology and Management*, 196, 245 - 255.
- Mallinis G., Koutsias N., Tsakiri-Strati M. & Karteris M., 2008 - Object-based classification using Quickbird imagery for delineating forest vegetation polygons in a Mediterranean test site. *ISPRS Journal of Photogrammetry*, 63, 237 - 250.
- Mas J. F., 1999 - Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques. *International journal of remote sensing*, 20, 139-152
- Mas J. F., 2000 - Une revue des méthodes et des techniques de télédétection du changement. *Journal canadien de télédétection*, 4, 249 - 362.
- Mather P. M., 2004 - Computer processing of remotely-sensed images. 3rd ed. West Essex: John Wiley & Sons, Ltd.
- McRoberts R. E. & Tomppo E. O., 2007 - Remote sensing support for national forest inventories. *Remote Sensing of Environment*, 110, 412 - 419.
- Meyer P., Itten K. I., Kellenberger T., Sandmeier S. & Sandmeier R., 1993 - Radiometric correction of topographically induced effects on Landsat TM data in an alpine environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 4, 17 - 28.
- Meyer P., Staenz K. & Itten K. I., 1996 - Semi-automated procedures for tree species identification in high spatial resolution data from digitized color infrared aerial photography. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 51, 5 - 16.
- Mickelson J. G. J., Civco D. L. & Silander J. A. J., 1998 - Delineating forest canopy species in the Northeastern United States using multi-temporal TM data and GPS referenced data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 64, 891- 907.
- Mitcharda E. T. A., Saatchi S. S., Lewis S. L., Feldpausch T. R., Woodhouse I. H., Sonké B., Rowland C., Meira P., 2011 - Measuring biomass changes due to woody encroachment and deforestation/degradation in a forest-savanna boundary region of central Africa using multi-temporal L-band radar backscatter. *Remote Sensing of Environment*, 115, 2861 - 2873.
- Muchoney D. M. & Haack B. N., 1994 - Change detection for monitoring forest Defoliation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 60, 1243-1251.
- Muldavin E. H., Neville P. & Harper G., 2001 - Indices of grassland biodiversity in the Chihuahuan desert ecoregion derived from remote sensing. *Conservation Biology*, 15, 844 - 855.
- Næsset E., 1997 - Estimating timber volume of forest stands using airborne laser scanner data. *Remote Sensing of Environment*, 61, 246 - 253.
- Nagendra H., 2001 - Using remote sensing to assess biodiversity. *International Journal of Remote Sensing*, 12, 2377 - 2400.

- Nelson R. F., 1983 - Detecting forest canopy change due to insect activity using Landsat MSS. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 49, 1303 - 1314.
- Nelson R., Krabill W. & Tonelli J., 1988 - Estimating forest biomass and volume using airborne laser data. *Remote Sensing of Environment*, 24, 247-267.
- Nilsson M., 1996 - Estimation of tree heights and stand volume using an airborne LiDAR system. *Remote Sensing of Environment*, 56, 1 - 7.
- Norton W., 2002 - Human Geography. 4th ed. Oxford University Press, Canada. 436 p.
- Olsson H., 1995 - Reflectance calibration of Thematic Mapper data for forest change detection. *International Journal of Remote Sensing*, 16, 354 - 36.
- ONM, Djelfa, 2010 - Recueil de données climatiques sur la Wilaya de Djelfa. Office National de Météorologie, Station de la wilaya de Djelfa ; 69 p.
- Pal M. & Mather M. P., 2003 - An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote Sensing of Environment*, 86, 554-565.
- Parent S., 1990 - Dictionnaire des sciences de l'environnement. Laprairie : Broquet. 748 p.
- Peterson D. L., Westman W. E., Stephenson N. J., Ambrosia V. G., Brass J. A. & Spanner M. A., 1986. Analysis of forest structure using Thematic Mapper Simulator data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 24, 113-121.
- Pitkänen, J., 2001. Individual tree detection in digital aerial images by combining locally adaptive binarization and local maxima methods. *Canadian Journal of Forest Research*, 31, 832 - 844.
- Powell S. L., Cohen W. B., Healey S. P., Kennedy R. E., Moisen G. G., Pierce K. B. & Ohmann J. L., 2010 - Quantification of live aboveground forest biomass dynamics with Landsat time-series and field inventory data : a comparison of empirical modeling approaches. *Remote Sensing of Environment*, 114, 1053-1068.
- Puhr C. B., Donoghue D. N. M., 2000 - Remote sensing of upland conifer plantations using Landsat TM data: a case study from Galloway, southwest Scotland. *International Journal of Remote Sensing*, 4, 633 - 646.
- Ranson K. J., Sun G., Weishampel J. F., Knox R. G., 1996. Forest biomass from combined ecosystem and radar backscatter modelling. *Remote Sensing of Environment*, 59, 118 -133.
- REDD, 2009, Bilan annuel 2009, programme des Nations Unies REDD. NU, New York. (www.un-redd.org/NewsCentre/2009_Year_In_Review/tabid/3499/language/en-US/Default.aspx)
- Reese H., Nilsson M., Sandström P. & Olsson H., 2002 - Applications using estimates of forest parameters derived from satellite and forest inventory data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 37, 37-55.
- Rommel T. K. & Perera A. H., 2001 - Fire mapping in Northern Boreal forest : assessing AVHRR/NDVI methods of change detection. *Forest Ecology and Management*, 152, 119-129.
- Richards J. A., 1986 - Remote Sensing Digital Image Analysis. An Introduction. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York, London, Paris, Tokyo, 281 pages.

- Ridd M. K. & Liu J., 1998 - A Comparison of Four Algorithms for Change Detection in an Urban Environment. *Remote Sensing of Environment*, 63, 95-100.
- Ripple W. J., Wang S., Isaacson D. L. & Paine D. P., 1991 - A preliminary comparison of Landsat TM and SPOT-1 HRV multispectral data for estimating coniferous forest volume. *International Journal of Remote Sensing*, 12, 1971 - 1977.
- Roberts G., 2001. A review of the application of BRDF models to infer land cover parameters at regional and global scales. *Progress In Physical Geography*, 4, 483 - 511.
- Roberts J. W., Tesfamichael S., Gebreslasie M., Van Aardt J. & Ahmed F.B., 2007 - Forest structural assessment using remote sensing technologies : An overview of the current state of the art. *South. Hemisph. For. J.* 3, 183 - 203.
- Roshier D. A. & Rumbachs R. M., 2004 - Broad-scale mapping of temporary wetlands in arid Australia. *Journal of Arid Environments*, 56, 249 - 263.
- Rouse J. W., Haas R. W., Shell S. S., Seering D. W. & Harlan J. C., 1974 - Monitoring the Vernal Advancement of Retrogradation (Greenwave Effect) of Natural Vegetation. NASA/GSFC Type III Final Report, Greenbelt, Maryland, USA, 164 p.
- Roy P. S., Ravan S. A., 1996 - Biomass estimation using satellite remote-sensing data - an investigation on possible approaches for natural forest. *Bioscience*, 21, 535 -561.
- Sader S. A., Bertrand M. & Wilson E. H., 2003 - Satellite change detection of forest harvest patterns on an industrial forest landscape. *Forest Science*, 3, 341 - 353.
- Salvador R. & Pons X., 1998a - On the applicability of Landsat TM images to Mediterranean forest inventories. *Forest Ecology and Management*, 104, 193 - 208.
- Salvador R. & Pons X., 1998b - On the reliability of Landsat TM for estimating forest variables by regression techniques : a methodological analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36, 1888 -1897.
- Schiewe J., Tufte L. & Ehlers M., 2001 - Potential and problems of multi scale segmentation methods in remote sensing. *GIS-Zeitschrift fur Geoinformations systeme*, 6, 34 - 39.
- Schott J., Salvaggio, C. & Volchok, W., 1988 - Radiometric scene normalization using pseudoinvariant features. *Remote Sensing of Environment*, 26, 1 -16.
- Schowengerdt R. A., 1997 - Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing, 2^{ed}, Academic Press, San Diego, 522 p.
- Schroeder P., Brown S., Mo J., Birdsey R. & Cieszewski C., 1997 - Biomass estimation for temperate broadleaf forests of the Unites States using inventory data. *Forest Science*, 3, 424- 434.
- Seigue A., 1985 - La forêt circumméditerranéenne et ses problèmes. G. P. Maisonneuve & Larose, France, pp. 173-195.
- Seltzer P., 1946 - Le climat de l'Algérie. 1 vol., 219 p. Ed : Carbonel Alger.
- Shao G., Liu D., & Zhao G., 2001 - Relationships of image classification accuracy and variation of landscape statistics. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 27, 33 – 43.
- Singh A., 1989 - Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 6, 989 - 1003.

- Smith G. M. & Milton E. J., 1999 - The use of the empirical line method to calibrate remotely sensed data to reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 20, 2653 - 2662.
- Song M. & Civco D., 2004 - Road extraction using SVM and image segmentation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2, 1365 - 1371.
- Spurr S. H., 1960 - Photogrammetry and photo-interpretation. 2 ed. New York : Ronald. 472p.
http://journals.lww.com/soilsci/Citation/1960/12000/Photogrammetry_and_Photo_I nterpretation.12.aspx
- Steininger M. K., 2000 - Satellite estimation of tropical secondary forest above-ground biomass : data from Brazil and Bolivia. *International Journal of Remote Sensing*, 21, 1139 - 1157.
- Stellingwerf D. A., 1973 - Application of aerial photography to groß mean annual volume growth determination. Proc. Symp. IUFRO S. 6.05, Freiburg, pp 229–251
- Stewart PH., 1969 - Quotient pluviothermique et dégradation de la biosphère. *Bull. Soc. Hist. Nat. Afr. Nord*, 59 , 23 - 36.
- St-Onge B. A. & Cavayas F., 1997 - Automated forest structure from high resolution imagery based on directional semivariogram estimates. *Remote Sensing of Environment*, 61, 82 -95.
- Stow D. A., 1999 - Reducing mis-registration effects for pixel-level analysis of land-cover change. *International Journal of Remote Sensing*, 20, 2477 - 2483.
- Tatem A. J., Lewis H. G., Atkinson P. M. & Nixon M. S., 2001 - Land cover mapping from remotely sensed images at the sub-pixel scale using a Hopfield neural network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39, 781 - 796.
- Tomppo E., 1988 - Standwise forest variate estimation by means of satellite images. In: IUFRO S4.02.05 Meeting. University of Helsinki, Department of Forest Mensuration and Management. Helsinki, Finland. pp. 103-111.
- Tomppo E., Goulding C. & Katila M., 1999. Adapting Finnish multi-source forest inventory techniques to the New Zealand preharvest inventory. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2, 182-192.
- Tomppo E., Nilsson M., Rosengren M., Aalto P. & Kennedy P., 2002 - Simultaneous use of Landsat-TM and IRS-1C WiFS data in estimating large area tree stem volume and aboveground biomass. *Remote Sensing of Environment*, 82, 156 - 171.
- Tomppo E., Olsson H., Ståhl G., Nilsson M., Hagner O. & Katila M., 2008 - Combining national forest inventory field plots and remote sensing data for forest databases. *Remote Sensing of Environment*, 112, 1982 - 1999.
- Toth C. K. & Krupnik A., 1996 - Concept, implementation, and results of an automatic aerotriangulation system. *Photogrammetric Engineering and remote sensing*, 6, 711-7.
- Triepke F. J., Brewer C. K., Leavell D. M. & Novak S.J., 2008 - Mapping forest alliances and associations using fuzzy systems and nearest neighbor classifiers. *Remote Sensing of Environment*, 112, 1037-1050.
- Trotter C. M., Dymond J. R. & Goulding C.J., 1997 - Estimation of timber volume in a coniferous plantation forest using Landsat TM. *International Journal of Remote Sensing*, 18, 2209 - 2223.

- Turner W., Spector S., Gardiner N., Fladeland M., Sterling E. & Steininger M., 2003 - Remote sensing for biodiversity science and conservation. *Trends In Ecology & Evolution*, 18(6):306 - 314.
- UNDP, 2011 - Objectifs du Millénaire pour le développement, Rapport 2011, Nations Unies, New York, (www.beta.undp.org/content/dam/undp/library/MDG/french/MDG-Report-2011-FR.pdf).
- UNEP, 2006 - Rapport annuel du PNUE 2006, Programme des Nations Unies pour l'environnement, Nations Unies, New York. www.unep.org/pdf/annualreport/UNEP_AR_2006_French.pdf).
- Volcani A., Karnneili A. & Svoray T., 2005 - The use remote sensing and GIS for spatio-temporal analysis of the physiological state of a semi-arid forest with respect to drought years. *Forest Ecology and Management*, 215, 239 - 250.
- Wang Y. & Moskovits D. K., 2001 - Tracking fragmentation of natural communities and changes in landcover : Applications of landsat data for conservation in an urban landscape, (Chicago Wilderness). *Conservation Biology*, 15, 835-845.
- Wehr A. & Lohr U., 1999 - Airborne laser scanning - an introduction and overview. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 68 - 82.
- WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis), 2011. The University of Waikato. <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/index.html> .
- Welch R. & Ahlers W., 1987 - Merging Multiresolution SPOT HRV and Landsat TM Data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 53, 301 - 303.
- West P. W., 1995 - Application of regression analysis to inventory data with measurements on successive occasions. *Forest Ecology and Management*, 71, 227-234.
- Wickham J. D., O'Neill R. V., Riitters K. H., Wade T. G., & Jone K. B., 1997 - Sensitivity of Selected Landscape Pattern Metrics to Land-Cover Misclassification and Differences in Land-Cover Composition. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 4, 397-402.
- Witten I. H. & Frank E., 2005 - Data Mining, Practical Machine Learning Tools and Techniques. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco. pp. 76 - 77
- Wulder M., Lavigne M. & Franklin S., 1996 - High spatial resolution optical image texture for improved estimation of forest stand leaf area index. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 22, 441- 49.
- Xiong X., Che N. & Barnes W. L., 2006 - Terra MODIS On-Orbit Spectral Characterization and Performance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 8, 2198-2206.
- Yuan D. & Elvidge C., 1996, Comparison of relative radiometric normalization techniques. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 51, 117-126.
- Zheng D., Rademacher J., Chen J., Crow T., Bresee M., LeMoine J. & Ryo S. R., 2004 - Estimating aboveground biomass using Landsat 7 ETM+ data across a managed landscape in northern Wisconsin, USA. *Remote Sensing of Environment*, 93, 402 - 411.
- Zhou Q. & Robson, M., 2001 - Automated rangeland vegetation cover and density estimation using ground digital images and a spectral-contextual classifier. *International Journal of Remote Sensing*, 22, 3457 - 3470.

ANNEXES

ANNEXE 1

Tableau XXVIII : Synthèse chronologique des indices de végétation qui existent dans la littérature, depuis 1972 à 1994.

(D'après Bannari et *al.*, 1995)

Nom de l'indice	Abréviation	Formule	Auteurs et Année
Ratio Vegetation Index	RVI	$\frac{R}{PIR}$	Pearson et Miller, 1972
Vegetation Index Number	VIN	$\frac{PIR}{R}$	Pearson et Miller, 1972
Transformed Vegetation Index	TVI	$\sqrt{NDVI + 0,5}$	Rouse et <i>al.</i> , 1974
Green Vegetation Index	GVI	$(-0,283 MSS4 - 0,660MSS5 + 0,577 MSS6 + 0,388 MSS7)$	Kauth et Thomas, 1976
Soil Brightness Index	SBI	$(0,332 MSS4 + 0,603 MSS5 + 0,675 MSS6 + 0,262 MSS7)$	Kauth et Thomas, 1976
Yellow Vegetation Index	YVI	$(-0,899 MSS4 + 0,603 MSS5 + 0,675 MSS6 + 0,262 MSS7)$	Kauth et Thomas, 1976
Non Such Index	NSI	$(-0,016 MSS4 + 0,131 MSS5 - 0,425 MSS6 + 0,882 MSS7)$	Richardson et Wiegand, 1977
Soil Background Line	SBL	$(MSS7 - 2,4 MSS5)$	Kauth et Thomas, 1976
Differenced Vegetation Index	DVI	$(2,4 MSS7 - MSS5)$	Richardson et Wiegand, 1977
Misra Soil Brightness Index	MSBI	$(0,406MSS4 + 0,600 MSS5 + 0,645MSS6 + 0,243 MSS7)$	Misra et <i>al.</i> , 1977
Misra Green Vegetation Index	MGVI	$(-0,386 MSS4 - 0,530 MSS5 + 0,535 MSS6 + 0,532 MSS7)$	Misra et <i>al.</i> , 1977
Misra Yellow Vegetation Index	MYVI	$(0,723 MSS4 - 0,597 MSS5 + 0,206 MSS6 - 0,278 MSS7)$	Misra et <i>al.</i> , 1977
Misra Non Such Index	MNSI	$(0,404 MSS4 - 0,039 MSS5 - 0,505 MSS6 + 0,762 MSS7)$	Misra et <i>al.</i> , 1977

Perpendicular Vegetation Index	PVI	$\sqrt{(\rho_{\text{sol}} - \rho_{\text{végé}})_{\text{K}}^2 + (\rho_{\text{sol}} - \rho_{\text{végé}})_{\text{PUR}}^2}$	Richardson et Wiegand, 1977
Ashburn Vegetation Index	AVI	$(2,0 \text{ MSS7} - \text{MSS5})$	Ashburn, 1978
Greenness Above Bare Soll	GRABS	$(\text{GVI} - 0.09178 \text{ SBI} + 5.58959)$	Hay et al. , 1979
Multi-Temporal Vegetation Index	MTVI	$(\text{NDVI}(\text{dat}\bar{2}) - \text{NDVI}(\text{dat}\bar{1}))$	Yazdani et al. , 1981
Greenness Vegetation and Soil Brightness	GVSBI	$\frac{\text{GVI}}{\text{SBI}}$	Badhwar, 1981
Adjusted Soil Brightness Index	ASBI	(2.0 YVI)	Jackson et al., 1983
Adjusted Green Vegetation Index	AGVI	$\left(\text{GVI} - (1 + 0.018 \text{ GVI})\text{YVI} - \frac{\text{NSI}}{2} \right)$	Jackson et al., 1983
Transformed Vegetation Index	TVI	$\frac{(\text{NDVI} + 0.5)}{(\text{NDVI} + 0.5)} \sqrt{(\text{NDVI} + 0.5)}$	Perry et al., 1984
Differenced Vegetation Index	DVI	$(\text{PIR} - \text{R})$	Clevers, 1986
Normalized Difference Greenness Index	NDVI	$\frac{(\text{V} - \text{R})}{(\text{V} + \text{R})}$	Charnard et al., 1991
Redness Index	RI	$\frac{(\text{R} - \text{V})}{(\text{R} + \text{V})}$	Escadafal et Huete, 1991
Normalized Difference Index	NDI	$\frac{(\text{PIR} - \text{MIR})}{(\text{PIR} + \text{MIR})}$	McNairn et Protz, 1993
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$\frac{(\text{PIR} - \text{R})}{(\text{PIR} + \text{R})}$	Rouse et al., 1974
Perpendicular Vegetation Index	PVI	$\frac{(\text{PIR} - a \text{ R} - b)}{\sqrt{a^2 + 1}}$	Jackson et al., 1980
Soil Adjusted Vegetation Index	SAVI	$\frac{(\text{PIR} - \text{R})}{(\text{PIR} + \text{R} + \text{L})} (1 + \text{L})$	Huete, 1988

Transformed SAVI	TSAVI	$\frac{(a(\text{PIR} - a R - b))}{(R + a \text{PIR} - a b)}$	Baret et <i>al.</i> , 1989
Transformed SAVI	TSAVI	$\frac{(a (\text{PIR} - a R - b))}{(R + a \text{PIR} - a b + X(1 + a^2))}$	Baret et Guyot, 1991
Atmospherically Resistant Vegetation Index	ARVI	$\frac{(\text{PIR} - \text{RB})}{(\text{PIR} + \text{RB})}$ $\text{RB} = R - \gamma(\text{B} - R)$	Kaufman et Tanré, 1992
Global Environment Monitoring Index	GEMI	$\text{GEMI} = \eta(1 - 0.25 \eta) - \frac{(R - 0.125)}{(1 - R)}$ $\eta = \frac{(2 (\text{PIR}^2 - R^2) + 1.5 \text{PIR} + 0.5 R)}{(\text{PIR} + R + 0.5)}$	Pinty et Verseracte, 1992
Modified SAVI	MSAVI	$\frac{2 \text{PIR} + 1 - \sqrt{(2 \text{PIR} + 1)^2 - 8 (\text{PIR} - R)}}{2}$	Qi et <i>al.</i> , 1994
Angular Vegetation Index	AVI	$\tan^{-1} \left\{ \frac{\lambda_3 - \lambda_2}{\lambda_2} (\text{NIR} - R)^{-1} \right\} + \tan^{-1} \left\{ \frac{\lambda_2 - \lambda_1}{\lambda_2} (G - R)^{-1} \right\}$	Plummer et <i>al.</i> , 1994

ANNEXE 2

La Wilaya de Djelfa et son patrimoine forestier

1. Présentation de la Wilaya de Djelfa

Par son immensité territoriale, la Wilaya de Djelfa, occupe une place stratégique au cœur des hauts plateaux. Elle est considérée comme un passage inévitable du Nord au Sud et de l'Ouest à l'Est. Malgré sa diversité panoramique, elle reste dominée par de grandes superficies de steppe qui couvrent les trois quarts de son territoire géographique.

La Wilaya de Djelfa est située dans la partie centrale de l'Algérie, plus exactement au sud des piémonts de l'Atlas Tellien. Elle est à 300 Km au sud de la capitale Alger. Elle est comprise entre 2° et 5° de longitude Est et entre 33° et 35° de latitude Nord. Elle à été érigée au rang de Wilaya à la faveur du découpage administratif de 1974.

Elle était administrativement rattachée :

- Avant 1830 : au Beylik du Titteri dont la capitale était Médéa ;
- De 1830 à 1848 : à la province d'Alger ;
- De 1848 à 1956 : au département d'Alger ;
- De 1956 à 1974 : au département du Titteri.

Actuellement elle se compose de 36 communes regroupées en 12 daïras. Sa surface totale est de 32 362 km² soit 8,53 % du territoire Algérien.

La Wilaya de Djelfa est limitée :

- Au Nord : par la wilaya de Médéa ;
- A l'Est : par les Wilayas de Biskra et de M'sila ;
- A l'ouest : par la Wilaya de Tiaret ;
- Au Sud : par la Wilayas de Ghardaïa et de Ouargla.

2. Patrimoine forestier de la Wilaya de Djelfa

Malgré l'hétérogénéité du milieu et les conditions climatiques difficiles, la région de Djelfa présente un patrimoine forestier important. Les massifs forestiers de la Wilaya représentent 6% des forêts du territoire national (DGF, 2010). Les forêts naturelles de la Wilaya de Djelfa sont constituées par 08 massifs forestiers bien distincts d'une superficie totale de 152 750Ha (voir tableau XXIX).

Tableau XXIX : Patrimoine forestier de la Wilaya de Djelfa.

Identification	Superficie (ha)
Forêt domaniale de Senalba Gharbi	42 339
Forêt domaniale de Senalba Chergui	19 833
Forêt domaniale de Sahary Guebli	31 800
Massif de Sahary Dahri	29 151
Forêts domaniales des Djellals	7 374
Forêts de Chaouch	3 846
Forêts de Boudeir Takouka	3 407
Massif de Bouk'hil	15 000
Total de forêts naturelles	152 750
Projets de reboisement	71 000
Total du patrimoine forestier de la Wilaya	223 750

Source : (DGF, 2010)

3. Présentation de la forêt de Sénalba Chergui

Selon le procès-verbal de délimitation signé le 19 octobre 1885 (voir figure 34) par M^r Boude Paule, garde général des forêts du service ordinaire, M. Menvielle Jean Louis, Lieutenant au bureau arabe de Djelfa et en présence de M. Versault géomètre de 1^{ère} classe du service topographique chargé des opérations du lever, la forêt domaniale des Sénalbas Chergui, s'étend sur les territoires des tribus de Sahari Khabbeizet, Ouled Si Ahmed, Ouled Raggad. Elle a été délimitée et bornée sous le nom de canton BAB AIN MESSAOUD par la décision du gouverneur général de l'Algérie du 24 juin 1885 qui prescrivait sa remise au service des forêts (Boude, 1885). Elle a été soumise au régime forestier par arrêté gouvernemental du 16 avril 1887 (Anonyme, 1887).

Pour Boudy (1955), La forêt de Sénalba Chergui s'étend sur une surface de 19 833 Ha 68 a 8 ca. La superficie mesurée par un planimètre sur une carte topographique au 1/50 000 agrandie au 1/20 000 et corrigée à l'aide de photographies aériennes a donné une surface de 19 670,40 Ha (BNEF, 1984 a).

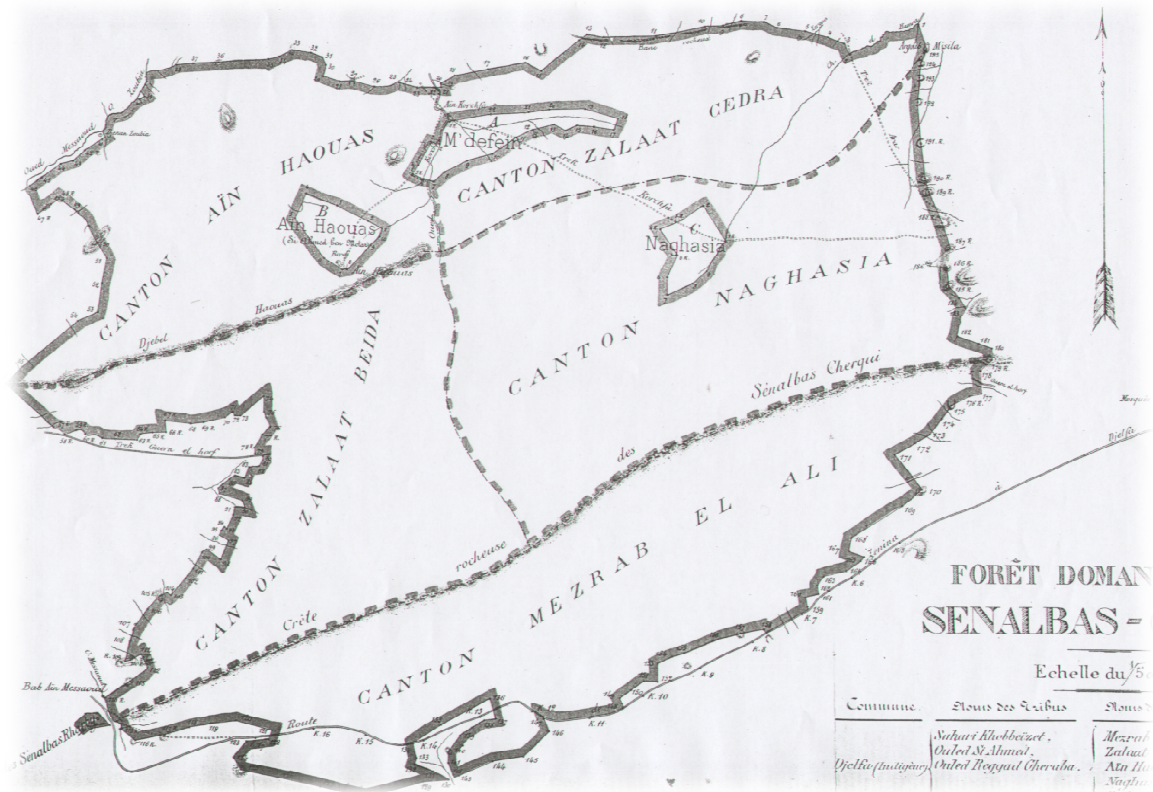


Figure 34 : Extrait du plan de délimitation de la forêt de senalba chergui annexé au PV du 19 octobre 1885. (Boude, 1885)

3.1 Situation géographique

La forêt du Sénalba Chergui est située sur les monts des Ouled Naïl, à environ 300 Kilomètres au Sud d' Alger et à quelques kilomètres à l'ouest de la ville de Djelfa (Figure 35). Elle est le prolongement de la forêt du Sénalba Gharbi. Elle est comprise entre $34^{\circ} 36'$ et $34^{\circ} 42'$ de latitude Nord, et 3° et $3^{\circ} 12'$ longitude Est, Le massif du Sénalba Chergui est le principal chaînon des monts des Ouled Naïl, elle est limitée :

- Au Nord : par la dépression de Zoubia avec les altitudes oscillant entre 960 m et 1100 m ;
- A l'Est : par la route nationale N° 1 reliant Alger aux villes du Sahara en passant par Djelfa avec un tronçon de 10 Kilomètres environ limitant la forêt ;
- Au Sud : par la route N° 164 reliant Djelfa à Charef (tronçon de 3,5 Kilomètres limitant la forêt) ;
- A l'Ouest : par un large couloir de terre dénudée entaillée par les affluents de l'Oued zoubia (BNEF, 1984a).

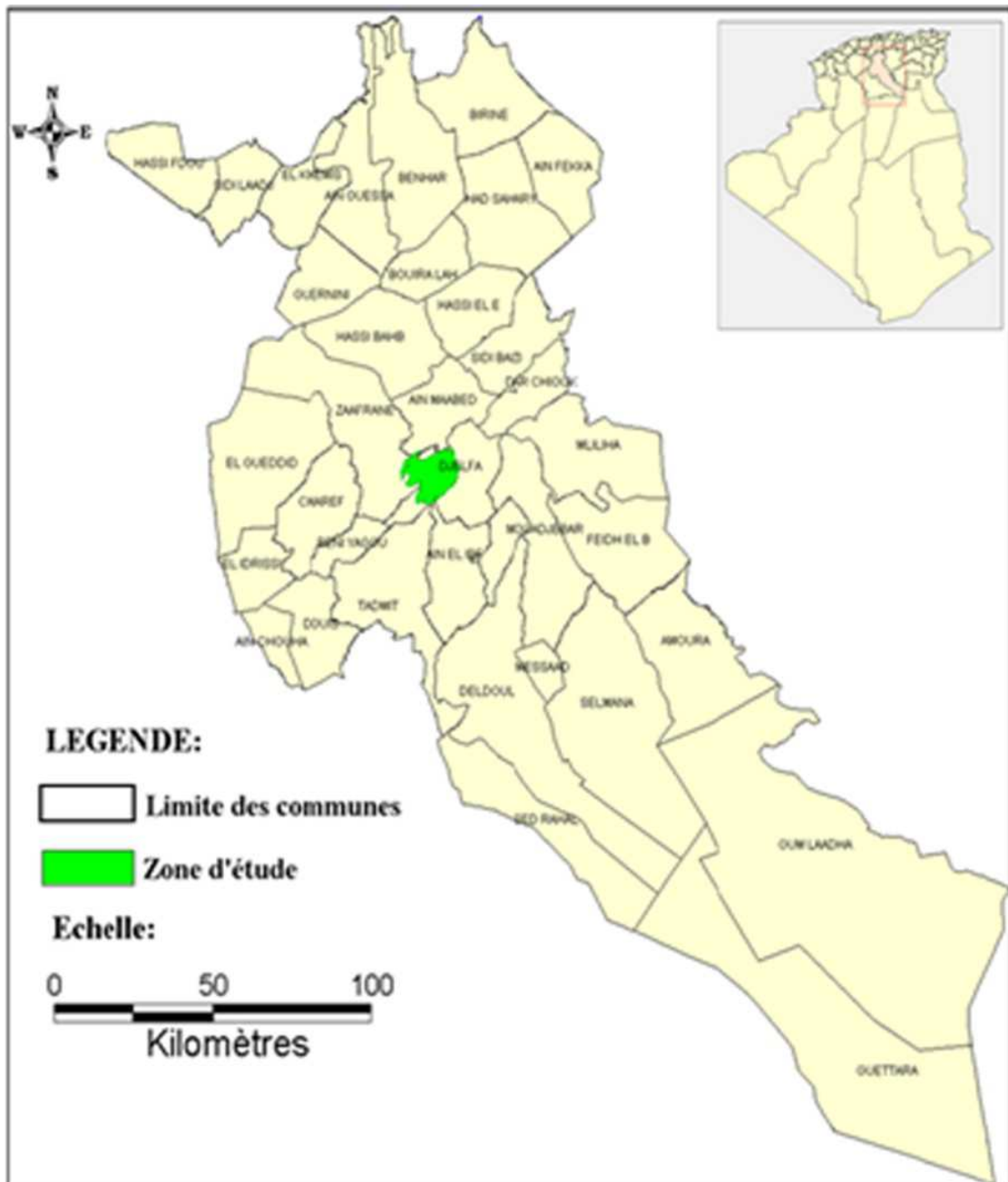
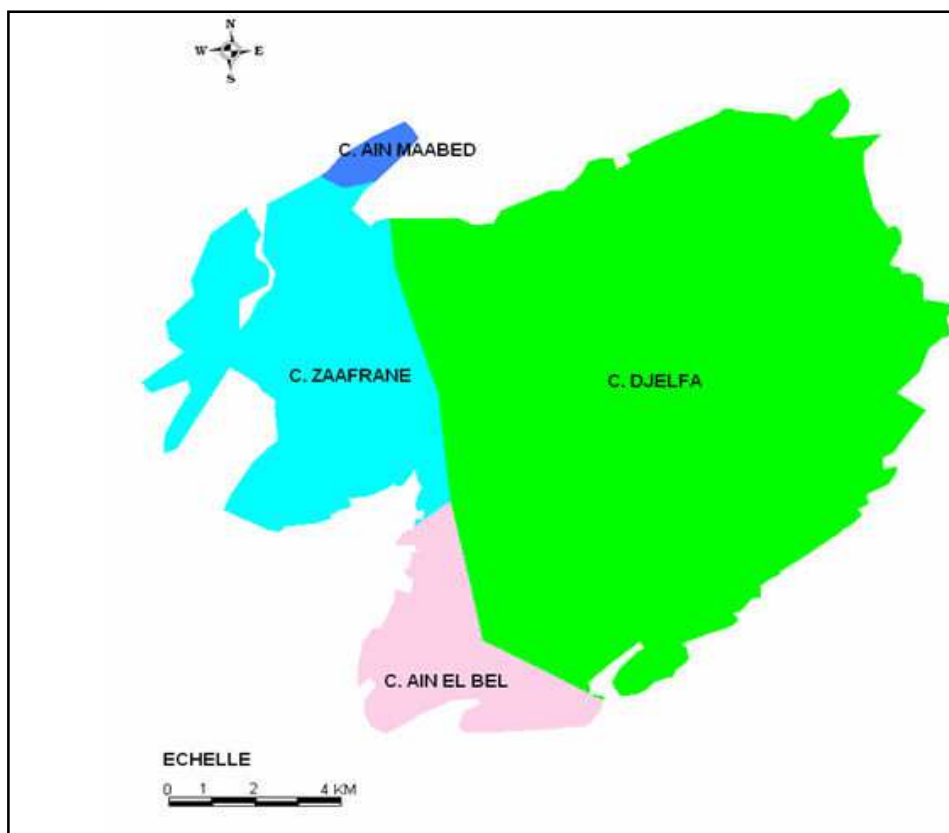


Figure 35 : Localisation géographique de la zone d'étude.

3.2 Situation administrative et juridique

La forêt du Sénalba Chergui est gérée par la circonscription de Djelfa relevant de la conservation des forêts de la Wilaya de Djelfa. Les limites juridiques de la forêt suivent le piémont du massif du Sénalba à une altitude variant entre 960 m et 1400 m. Elle renferme uniquement deux districts qui sont : Haouas et Djelfa (BNEF, 1984a).

Notre zone d'étude touche une grande partie de la forêt de Sénalba Chergui. Elle s'étend sur les communes de Djelfa, Ain El-Bel, Zaafrane et Ain Maabed. Les proportions des terres de la zone d'étude peuvent être résumées comme suit : 70% des terres de la zone d'étude appartenant à la commune de Djelfa ; 20,59% à la commune de Zaafrane ; 8,11 % à la commune de Ain El Bel et 1% à la commune de Ain Maabed (voir figure 36).



Source : Original (présent travail)

Figure 36 : Situation juridique et administrative de la zone d'étude.

Elle renferme deux districts : Haouas et Djelfa. Elle comporte 03 triages, chaque triage comprenant plusieurs cantons

- Triage I : 2 cantons (Mezreb – El Hadi, Bab Messaoud)
- Triage II: 2 cantons (Nakhzia, Daitte Sedra)
- Triage III: 7 cantons (Haouas, Dazaa El Beïda, Belkhia, Ouachba, Bahrara, Degdeg, Kherkoune).

Deux enclaves importantes (Oum defaïne et Nakazia) sont situées au Nord -Ouest de la forêt de part et d'autre du Djebel Aïssa. Ces enclaves sont reliées entre elles par une piste carrossable qui longe le haut pied mont de Kef- Haouas et Djebel Issa, pour rejoindre la route nationale à 800 m au Nord de Djelfa.

3.3 Géologie

Le Séalba Chergui fait partie de l'Atlas saharien qui est nettement moins élevé que l'Atlas tellien. Le matériel rocheux est constitué essentiellement de terrain crétacé, qui est présent depuis le néocomien jusqu'au sénonien à l'exception du gargasien et du barrémien (BNEF, 1984a). Toujours d'après BNEF (1984a), l'ensemble du crétacé se décompose comme suit :

- **Le Sénonien** : Constitué de l'alternance de marnes et de calcaires tufeux, ce dernier se localise au Sud du Mont Séalba ainsi que dans la vallée de oued Zoubia.
- **Le Turonien** : Constitué de calcaire très dur, il forme l'arête du Mont Séalba.
- **Le Céno-manien** : repose directement sur l'albien et constitué de bancs marneux et de grés, sa base est une formation de calcaires lités.
- **L'Albien** : Constitué par un complexe de grés lités en bancs de un à plusieurs mètres d'épaisseur.
- **L'Agro-optien** : Il est composé de plusieurs bancs calcaires alternant avec des bancs marneux et contient plusieurs fossiles. Cette formation constitue la crête du Mont Haouas, qui s'enfuit sous les couches albiennes pour réapparaître plus loin au Sud au niveau de Salaa-El-Beida.
- **Le Néocomien** : Il est caractérisé par des faciès marneux peu profonds, constitués par des marnes détritiques, grés fins tendres et argiles versicolores et calcaire en petit bancs, il est enfui en profondeur.
- **Quaternaire** : Il est constitué d'alluvions anciens et récents, et moyens localisés dans les bas-fonds et les terrasses d'oued.

3.4 Pédologie

Dans les étages semi arides des pinèdes de l'Atlas saharien les formations végétales recouvrent de nombreux types de sols appartenant aux unités suivantes :

- Sols peu évolués.
- Sols calcimorphes (BNEF, 1984 a).

Les sols peu évolués : Se localisent le long des oueds sur les terrasses récentes provenant de l'alluvionnement, la texture est généralement sableuse à sablonno-limoneuse. Ce type de sol est colonisé par les espèces rupicoles, à proximité de la nappe. Les terrasses anciennes sont recouvertes d'Armoise blanche ou d'Armoise champêtre.

Sols calcimorphes : Cette série prend naissance sur les calcaires et comprend notamment les rendzines, les sols calcaires avec ou sans encroûtement.

a. Les rendzines : sont situées sous les peuplements de Pin d'Alep à Romarin et à Alfa ainsi que sous les reliques de Chêne vert. Ces sols sont caractérisés par un profil AC, sont peu profonds à profonds.

b. Les sols bruns calcaires : Prennent naissance sur les calcaires, les marnes calcaires. Ils sont généralement bruns à structures grumeleuses fines à grossières en surface moyennement pourvue en matière organique.

c. Les sols bruns calciques : L'horizon de surface (a) présente une faible quantité de carbonates (décarbonatation sur 40 à 50 cm de profondeur), sont généralement situés dans les pinèdes à Chêne vert de l'étage semi-aride supérieur à subhumide inférieur.

3.5 Hydrographie

La forêt de Sénalba est traversée par de grands Oueds dont le courant d'eau est constant pour une partie de l'année et par de très nombreux Oueds secondaires, secs, pendant presque toute l'année. Le réseau hydrographique est constitué de nombreuses chaabets déversant dans trois directions :

- De l'Ouest vers l'Est : pour alimenter Oued Djelfa ;
- De l'Est vers l'Ouest : pour alimenter Oued Oumerdjanie ;
- De Sud vers l'Est : pour alimenter Oued El Meguesmat et Oued Amgar (BNEF, 1984a).

3.6 Climat

A cause de l'absence de stations météorologiques dans la zone d'étude, nous avons pris en considération les données climatiques de la station la plus proche en l'occurrence celle de Djelfa. Cette dernière est localisé par les coordonnées géographiques 34° 20' de latitude Nord, 3° 23' de longitude Est et dont l'altitude est de 1180,5 m. Les données climatiques de la station de Djelfa ont été corrigées suivant le gradient altitudinal. Pour le gradient pluviométrique, nous avons adopté celui de Djebaili (1984) (soit 20 mm / 100 m) et pour le gradient thermique, nous avons utilisé celui de Seltzer (1946) qui est de 0,7 °C/100m pour (M) et 0,4 °C /100 m pour (m).

3.6.1 Précipitations

Les précipitations constituent un facteur écologique d'importance fondamentale pour la répartition des groupements végétaux ainsi que leur fonctionnement. Seltzer (1946) montre que la répartition des pluies en Algérie suit trois lois :

- La hauteur de la pluie augmente avec l'altitude ;
- Le niveau des précipitations s'élève de l'Ouest vers l'Est ;
- L'importance des pluies se réduit au fur et à mesure qu'on s'éloigne du littoral.

Les données pluviométriques sur 36 ans (1975 à 2010) de la station météorologique de Djelfa ont été corrigées par l'application du gradient pluviométrique proposé par Djebaili (1984). Le tableau XXX représente les précipitations moyennes mensuelles corrigées durant la période 1975 - 2010 exprimées en mm. Ce tableau montre que la précipitation moyenne mensuelle maximale est enregistrée au mois de Janvier avec 34 mm. La quantité minimale est marquée au mois de juillet avec 9,7 mm.

Tableau XXX : Précipitations moyennes mensuelles durant la période 1975-2010 exprimées en mm.

Mois	Jan	Fév	Mar	Avr	Mai	Jui	Juil	Aoû	Sept	Oct	Nov	Déc
P(mm)	34,1	28	29	29	31,2	19	9,7	22	33	29	33	30,4

Source : (données ONM de Djelfa, 2010 corrigée)

3.6.2 Températures

Les températures enregistrées durant 36 ans (de 1975 jusqu'au 2010) ont été corrigées en fonction de l'abaque de Seltzer (1946) qui préconise l'emploi de coefficients de correction (voir tableau XXXI). Les températures minima diminuent de 0,4 °C et les températures maxima augmentent de 0,7 °C pour chaque élévation d'altitude de 100 m. Les calculs sont effectués en tenant compte du fait que la station météorologique de Djelfa est située à 1 180,5 m d'altitude par contre l'altitude moyenne de notre zone d'étude est de 1 250 m.

Tableau XXXI : Température moyennes mensuelles, minimales et maximales corrigées en degrés Celsius pour la région d'étude (1975-2010).

Mois	Jan	Fév	Mar	Avr	Mai	Jui	Juil	Août	Sept	Oct	Nov	Déc
T min	0,2	1,6	3,1	5,7	9,9	14,7	17,6	17,4	13,5	9,0	4,2	1,7
T Max	9,5	11,5	14,7	17,2	22,8	29,0	32,7	32,1	26,5	20,6	14,1	10,4
T Moy	4,9	6,6	8,9	11,4	16,3	21,9	25,1	24,7	20,0	14,8	9,1	6,1

Source : (données ONM de Djelfa, 2010 corrigées)

L'analyse des données montre que le maximum du mois le plus chaud se situe au mois de Juillet avec une moyenne de 32,7 °C, alors que le minimum du mois le plus froid se situe en Janvier avec une moyenne de 0,2°C.

3.6.3 Données complémentaires

- **Le vent**

Les vents jouent un rôle important dans le système climatique et affectent le développement des végétaux. A Djelfa les vents dominants ont une direction Ouest Nord ; ils sont généralement froids et frais, leurs vitesses maximales atteignent parfois 90 Kms/heure (voir tableau XXXII). Le vent le plus catastrophique est le Sirocco, vent chaud, sec et desséchant venant du Sahara (BNEF, 1984a).

Tableau XXXII : Vitesses moyennes mensuelle du vent en Km/h pour la période (1990-2009).

Mois	Jan	Fév	Mar	Avr	Mai	Jui	Juil	Août	Sept	Oct	Nov	Déc
Vitesse	3,82	3,83	4,17	4,73	4,21	3,65	3,42	3,16	3,22	3,46	3,76	4,56

Source : (données ONM de Djelfa, 2010)

- **Gelée**

L'action de la gelée peut entraîner le flétrissement des plantes, elle joue un rôle négatif sur la structure et l'activité des plantes de la région. Les gelées caractérisent la période qui s'étale du mois de décembre au mois de mars, elles sont provoquées par les baisses extrêmes de températures (Voir tableau XXXIII).

Tableau XXXIII : Nombre moyen des jours de gelée durant la période (1990-2009).

Mois	Jan	Fév	Mar	Avr	Mai	Jui	Juil	Aoû	Sept	Oct	Nov	Déc
N. J	12	10	3	1	0	0	0	0	0	0,05	5	10

Source (ONM Djelfa, 2010)

- **Humidité**

L'humidité est un élément important à la physiologie des végétaux. L'évaluation moyenne mensuelle de l'humidité pour la station météorologie de Djelfa est mentionnée dans le tableau suivant :

Tableau XXXIV : Taux moyen d'humidité durant la période (1990-2009).

Mois	Jan	Fév	Mar	Avr	Mai	Jui	Juil	Aoû	Sept	Oct	Nov	Déc
H° (%)	77,50	69,40	63,85	58,65	52,80	42,60	35,05	38,80	54	62,70	72	78,05

Source : (ONM, Djelfa, 2010)

D'après le tableau XXXIV, la valeur minimale de l'humidité de l'air est atteinte au mois de juillet avec 35,05 % tandis que la valeur maximale est enregistrée au mois de décembre avec 78,05%.

3.7 Synthèses climatiques

Généralement les facteurs climatiques n'agissent pas de façon isolée. L'étage bioclimatique d'une région ainsi que sa période de sécheresse ne peuvent être déterminés qu'à partir de la synthèse entre deux paramètres climatiques que sont la température et la pluviométrie.

3.7.1 Diagramme Ombrothermique

Le diagramme Ombrothermique de Bagnouls et Gausson (1953) nous permet de déterminer la durée de la période sèche. Cette période sèche est matérialisée par intersection des deux courbes de température et précipitations (voir Figure 37).

Le diagramme repose sur la relation :

$P \text{ (mm)} \leq 2T \text{ (}^\circ\text{C)}$, ou P représente les précipitations mensuelles et T les températures moyennes mensuelles.

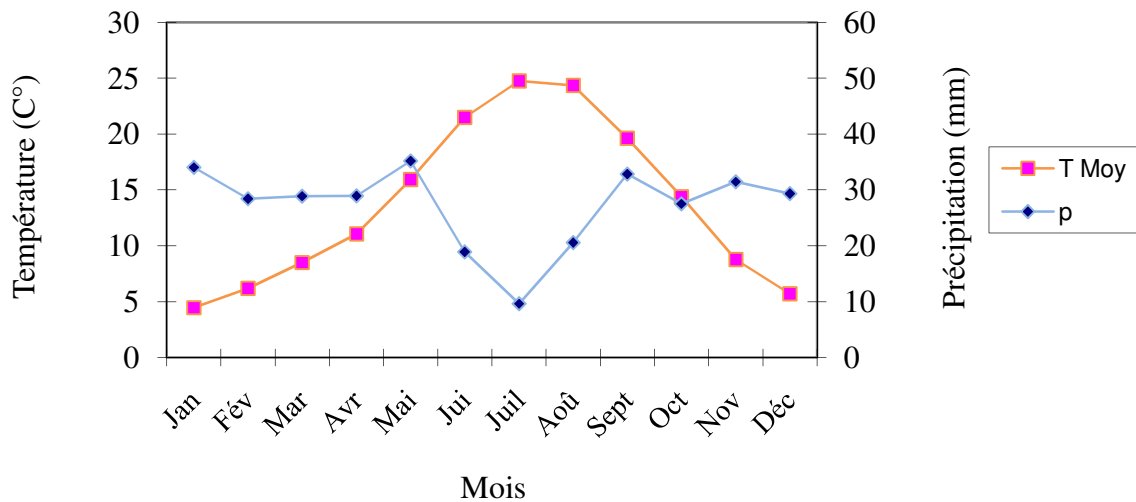


Figure 37 : Diagramme Ombrothermique de BAGNOULS et GAUSSEN (période = 1975 - 2010).

D'après le diagramme Ombrothermique, notre zone d'étude se caractérise par un climat de type méditerranéen : l'été sec et chaud s'oppose à l'hiver pluvieux et froid.

3.7.2 Climagramme d'EMBERGER

Le climagramme d'Emberger (1955) permet de déterminer l'étage bioclimatique d'une station donnée en calculant le coefficient pluviométrique, par la formule suivante :

$Q_2 = 2000 P / (M^2 - m^2)$ Cette formule est simplifiée par Stewart en 1969 comme suit :

$$Q_2 = 3,43 P / (M - m)$$

où : Q_2 : quotient pluviométrique, P : précipitation moyennes annuelles (mm), M : maxima des températures moyennes mensuelles ($^\circ\text{C}$), m : minima des températures moyennes mensuelles ($^\circ\text{C}$).

L'application de la formule de Stewart (1969) nous a donné un $Q_2 = 34,482$ avec $m = 0,2^\circ\text{C}$, ce qui place notre zone d'étude dans l'étage bioclimatique semi-aride à hiver frais (voir figure 38).

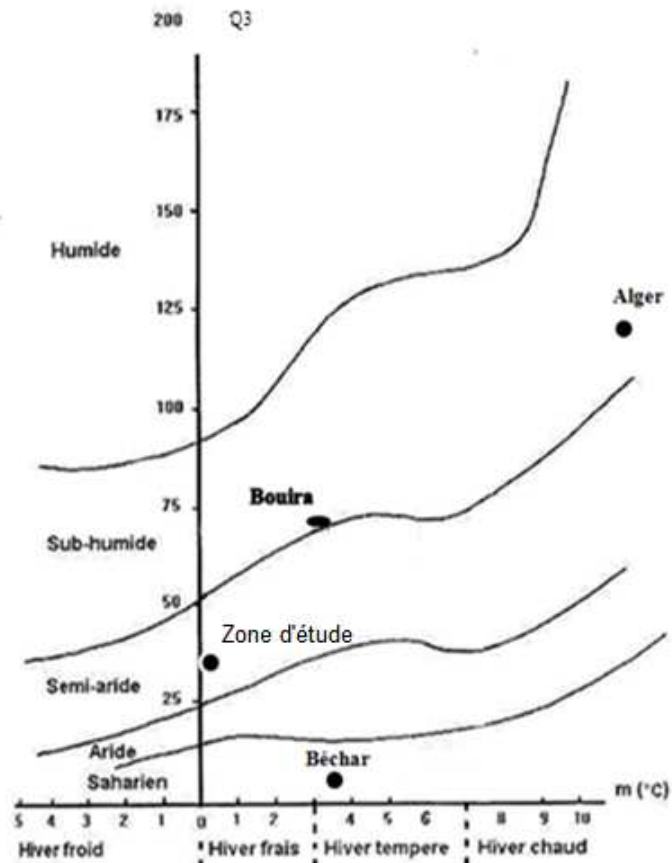


Figure 38 : Climagramme d'EMBERGER de la zone d'étude.

3.8 VEGETATION

La région de Djelfa était jadis une région forestière. Elle était entourée de forêts comme en témoignent les gravures rupestres des monts de Zeccar, représentant des esquisses d'éléphants, d'hippopotames et bien d'autres animaux dont l'histoire remonte à 5 000 ans avant J.C, soit l'âge dit « des chasseurs » (Letreuch ,1972).

Boudy en 1955, décrivait, les forêts de la région de Djelfa, comme étant des massifs constituant des futaies jardinées de Pin d' Alep , avec des arbres de belles dimensions (15 mètres), droits et élancés, donnant du bois d'œuvre. La densité est variable, 80 arbres en moyenne de 60 à 135 ans, tombant à 10 arbres sur les limites dégradées par le parcours ou les exploitations abusives. Les vieux peuplements sont clairs en général (40 arbres). La régénération est régulière et satisfaisante et il y a de très beaux perchis et gaulis provenant d'incendies (jusqu'à 1800 tiges / Ha). Le Chêne vert en taillis médiocre se mélange en sous-bois au pin ; il forme aussi de vieux peuplements de 100 à 200 ans, très clairs, à futaies courtes.

Le genévrier disséminé occupe les crêtes et les parties sans terre végétale. Les incendies sont assez rares et peu importants. L'information la plus récente sur l'occupation du sol de

la zone d'étude remonte au 1984 (Tableau XXXV) dans le cadre de la réalisation de l'étude de l'aménagement forestier réalisé par le BNEF (1984a).

D'après Benmelouka et Souyad (2004), notre zone d'étude contient de nombreux familles de groupement végétaux où les composées représentent une fréquence relative de 18,5 avec 17 genres regroupant 25 espèces, en deuxième position les graminées avec une fréquence relative de 17,1 représentant 19 genres à 25 espèces, les fabacées ont une fréquence de 10,2 avec 8 genres et 15 espèces et d'autres familles à des fréquences relativement faibles telle que les crucifères, cistacées, ombellifères liliacées, ...etc.

Tableau XXXV : Occupation du sol de la zone d'étude selon les données BNEF (1984).

Type d'occupation	Surface (Ha)	%
Surface Boisée	8 367,4	49,19
Peuplements naturels de Pin d'Alep	7 833,1	93,61
Reboisements de Pin d'Alep	376,1	4,49
Reboisement de Cyprès	158,2	1,89
Surface à boiser	5 032,3	29,58
Mattoral arboré	914,2	18,17
Mattoral	710,5	14,12
Vides	2 741,1	54,47
Vide S.U.	666,5	13,24
Surface improductive	3 612,3	21,23
Peuplement sur Terrains Rocheux	1 124,1	31,12
M.S.T.R	573,4	15,87
M.A.S.T.R	336,7	9,32
Vide R.	908,5	25,15
Vide R.S.U.	105,5	2,92
Peuplement sur berges	117,1	3,24
TPF	440,4	12,19
Route Goudronnée	2	0,06
maisons forestières	4,6	0,13
Surface totale	1 7012	100

Source : nos calculs (BNEF, 1984a).

NB :

Une différence dans la superficie totale de la zone d'étude a été enregistrée. D'après l'exploitation des tableaux d'occupation des sols de chaque série réalisée par le BNEF (1984a) notre zone d'étude est d'une superficie de 17012 Ha. Par contre, l'exploitation du plan de la délimitation de notre zone d'étude (réalisé aussi par le BNEF (1984a)) par l'outil géomatique à donne une superficie de 17 494,52 soit une différence 482,52 Ha (voir tableau III, IV et V). Cette différence est due essentiellement à l'intégration des superficies des enclaves Oum defaïne et Nakazia dans le plan de la délimitation de la zone d'étude.

3.8.1 Caractérisations biologiques

Selon Benmelouka et Souyad (2004), dans notre zone d'étude il y a cinq types déterminés : les *Thérophytes* qui sont des plantes annuelles qui présentent une fréquence relative de 41; les *Hémicryptophytes* « Bourgeons situés au niveau du sol » qui représentent une fréquence relative de 23,7 ; les *Chamaephytes* « Bourgeons situés au-dessus de la surface du sol à moins de 50 cm » qui représentent une fréquence relative de 23 ; les *Phanérophytes* : Bourgeons situés à plus de 50 cm au-dessus du sol (arbres, arbustes) et qui représentent une fréquence relative de 7,9 et les *Géophytes* «Bourgeons situés dans le sol », (bulbes, tubercules et rhizome) qui présentent une fréquence relative de 4,3.

3.8.2 Caractérisation biogéographique

La flore de notre zone d'étude est essentiellement méditerranéenne, la flore endémique (Nord-Africaine et Algérienne confondue) occupe une place importante. Selon les relevés floristiques réalisés par Benmelouka et Souyad (2004) deux groupes peuvent être décelés dans la forêt de Sénalba Chergui : *Les éléments les mieux représentés* : l'élément méditerranéen avec plus de 50 %, les composites 12,1%, l'élément endémique Nord-Africain avec 11,4 % et l'élément méditerranéen ibéro mauresque avec 10 %. *Les éléments faiblement représentés* : l'élément saharo indien avec 5 %, de liaison saharo indien avec 2.85 % et d'autres éléments ne dépassant pas les 2 % tel que l'élément *Circum boréal*.

3.9 GESTION DE LA FORET

Notre forêt a fait l'objet de plusieurs études d'aménagement forestier dont la première à été réalisée avec la coopération bulgare BNEF (1984), le deuxième faite par le BNEDER (1996) pour la révision de l'aménagement proposé. L'ensemble des travaux d'ouverture et l'aménagement de pistes, ouverture de TPF, exploitation des peuplements murs ont été réalisé avant 1987. Le programme d'exploitation (Tableau XXXVI) du bois et l'application des études d'aménagement ont été interrompus à cause de l'apparition des scolytes au niveau des peuplements forestiers.

Tableau XXXVI : Volume de bois exploités dans forêt de Senalba Chergui pendant les trois années d'exploitation.

Année	Superficie (Ha)	Volume prévu (m ³)	Nbr de sujets martelés	Volume Total avec branche sans écorce (m ³)	Bois d'œuvre (m ³)
1985	471,8	8302	47460	8326,72	2 308,82
1986	702,8	9628	34106	9347,6	1195,86
1987	703,7	9291	35436	9111,38	2255,96
TOTAL	1878,3	27221	117002	26785,704	5760,65

Source : inédit (présent travail)

ANNEXE 3

Résultats de l'étude statistique des images utilisées.

- **Image : L5/TM de 1984**

	Min	Max	Mean	Stdev
Band 1	68	157	94,007	11,227
Band 2	30	96	50,869	9,084
Band 3	30	132	63,582	15,399
Band 4	32	135	74,061	13,109
Band 5	44	235	130,157	33,795
Band 7	21	146	73,729	24,145

- **Image : L5/TM de 1987**

	Min	Max	Mean	Stdev
Band 1	50	143	76,977	11,038
Band 2	19	88	40,849	8,916
Band 3	15	118	48,943	15,348
Band 4	13	117	59,341	12,757
Band 5	17	202	100,539	32,482
Band 7	9	122	56,522	21,445

- **Image : L7/TM + de 1999**

	Min	Max	Mean	Stdev
Band 1	76	225	105,605	12,317
Band 2	63	248	105,293	18,084
Band 3	63	255	137,453	31,675
Band 4	85	252	135,856	19,465
Band 5	72	255	173,621	36,744
Band 7	46	255	133,675	35,698

- **Image : L5/TM de 2006**

	Min	Max	Mean	Stdev
Band 1	36	93	54,078	7,660
Band 2	12	61	28,253	6,497
Band 3	10	95	35,791	12,130
Band 4	10	95	45,933	10,911
Band 5	7	165	70,882	27,049
Band 7	4	93	39,077	17,032

- **Image : L5/TM de 2009**

	Min	Max	Mean	Stdev
Band 1	39	124	62,468	8,884
Band 2	15	82	34,038	7,470
Band 3	12	117	42,812	13,469
Band 4	11	121	57,540	11,277
Band 5	12	193	90,483	29,091
Band 7	5	114	47,882	17,816

- **Image : Alsat-1 de 2005**

	Min	Max	Mean	Stdev
Band 1	0	254	180,236	32,952
Band 2	0	254	133,253	44,946
Band 3	0	254	123,916	40,614

- **Image : GeoEye de 2005 (données MS non fusionnée)**

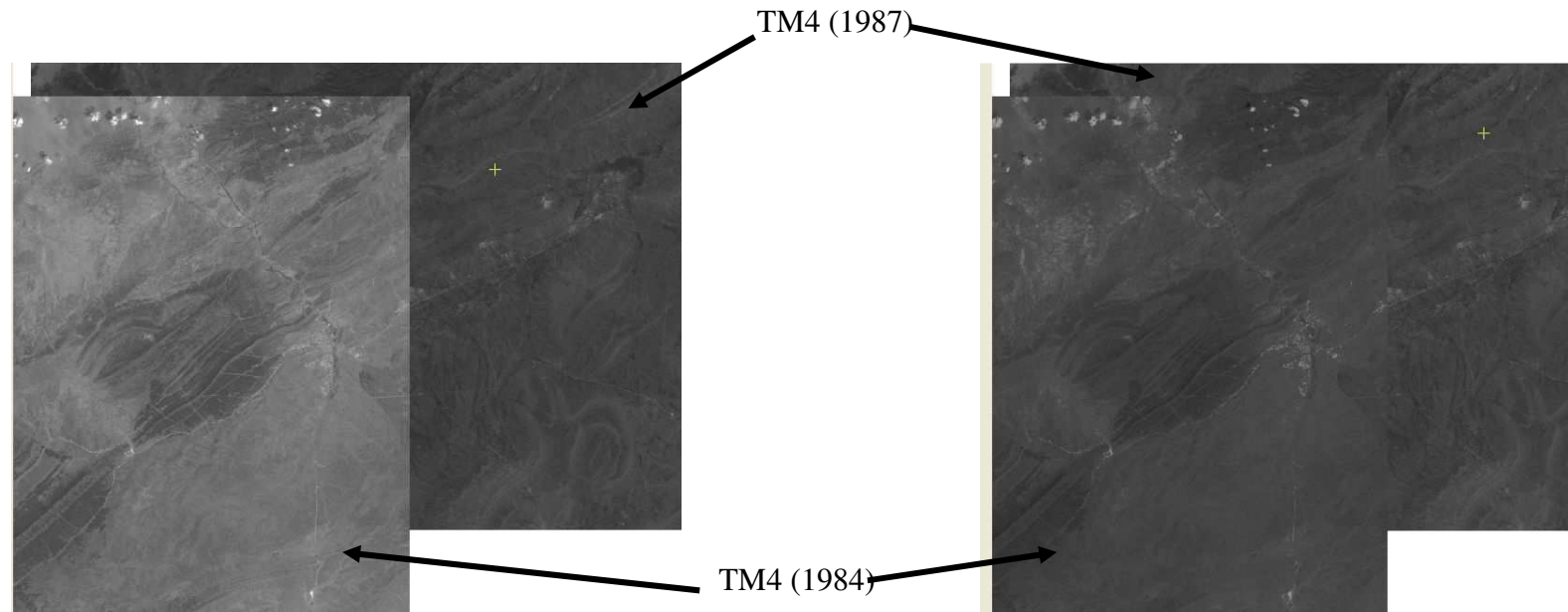
	Min	Max	Mean	Stdev
Band 1	16	98	27,807	5,522
Band 2	14	145	37,596	10,994
Band 3	3	95	22,540	10,533
Band 4	6	212	67,402	22,262
Panchromatique	0	255	38,156	14,961

- **Image : GeoEye de 2005 (données MS fusionnée)**

	Min	Max	Mean	Stdev
Band 1	0	126	31,346	5,427
Band 2	0	205	43,734	10,264
Band 3	0	150	27,520	10,064
Band 4	0	255	78,573	18,858

ANNEXE 4

Exemple de normalisation radiométrique par l'utilisation de l'histogramme « Matching ».



Avant l'application de la normalisation radiométrique

Après la normalisation radiométrique

NB : Dans ce cas, l'exemple de la normalisation radiométrique a été effectué pour les bandes TM4 des images Landsat de 1984 et 1987. La bande TM 4 de l'image récente (1987) a été considéré comme données référence.

ANNEXE 5

Programme de la régression RMA développé sous le logiciel R.

```
[my, by, ry, smy, sby] = lsqfity(X, Y)
%
%           X       =    x data (vector)
%           Y       =    y data (vector)
%
%           my      =    slope
%           by      =    y-intercept
%           ry      =    correlation coefficient
%           smy     =    standard deviation of the slope
%           sby     =    standard deviation of the y-intercept

Y = my * X + by.
lsqfity<-function (X,Y)
{
  # Determine the size of the vector

n <- length(X)

# Calculate the sums

Sx <- sum(X)
Sy <- sum(Y)
Sx2 <- sum(X^2)
Sxy <- sum(X*Y)
Sy2 <- sum(Y^2)

# Calculate re-used expressions

num <- n * Sxy - Sx * Sy
den <- n * Sx2 - Sx^2

# Calculate my, by, ry, s2, smy and sby

my <- num / den
by <- (Sx2 * Sy - Sx * Sxy) / den
ry <- num / (sqrt(den) * sqrt(n * Sy2 - Sy^2))
diff <- Y - by - my * X
s2 <- sum(diff * diff) / (n-2)
smy <- sqrt(n * s2 / den)
sby <- sqrt(Sx2 * s2 / den)

res=numeric(5)
```

```

res[1]<-my
res[2]<-by
res[3]<-ry
res[4]<-smy
res[5]<-sby
return(res)
}
lsqfity(v,NDVI2009)
[1] 0.17434502 0.15945382 0.49526468 0.02970367
[5] 0.01220469

```

lsqfitx<-function(X,Y)

```

{
#Determine the size of the vector
n = length(X)
# Calculate the sums
Sx <- sum(X)
Sy <- sum(Y)
Sx2 <- sum(X^2)
Sxy <- sum(X*Y)
Sy2 <- sum(Y^2)
# Calculate re-used expressions
num <- n * Sxy - Sy * Sx
den <- n * Sy2 - Sy^2
# Calculate m, a, rx, s2, sm, and sb
mxi <- num / den
a <- (Sy2 * Sx - Sy * Sxy) / den
rx <- num / (sqrt(den) * sqrt(n * Sx2 - Sx^2))
diff <- X - a - mxi * Y
s2 <- sum(diff * diff) / (n-2)
sm <- sqrt(n * s2 / den)
sa <- sqrt(Sy2 * s2 / den)

```

```
# Transpose coefficients
```

```
mx <- 1 / mxi  
bx <- -a / mxi  
smx <- mx * sm / mxi  
sbx <- abs(sa / mxi)  
res=numeric(5)  
res[1]<-mx  
res[2]<-bx  
res[3]<-rx  
res[4]<-smx  
res[5]<-sbx  
return(res)  
}
```

```
> lsqfitx(v,NDVI2009)
```

```
[1] 0.71077941 -0.02918451 0.49526468  
[4] 0.12109757 0.03971295
```

```
lsqfitgm <-function(X,Y)
```

```
{  
# Determine slope of Y-on-X regression  
tmp <- lsqfity(X,Y)  
my <-tmp[1]  
# Determine slope of X-on-Y regression  
tmp <- lsqfitx(X,Y)  
mx <-tmp[1]  
# Calculate geometric mean slope  
m = sqrt(my * mx)  
if ((my < 0) && (mx < 0)) m <- -m  
# Determine the size of the vector  
n <- length(X)  
# Calculate sums and means  
Sx <- sum(X)
```



```

Sy <- sum(Y)
xbar <- Sx/n
ybar <- Sy/n
# Calculate geometric mean intercept
b <- ybar - m * xbar
# Calculate more sums
Sxy <- sum(X * Y)
Sx2 <- sum(X^2)
Sy2 <- sum(Y^2)
# Calculate re-used expressions
num <- n * Sxy - Sx * Sy
den <- n * Sx2 - Sx^2
# Calculate r, sm, sb and s2
r <- sqrt(my / mx)
if ((my < 0) && (mx < 0)) r <- -r
diff <- Y - b - m * X
s2 <- sum(diff * diff) / (n-2)
sm <- sqrt(n * s2 / den)
sb <- sqrt(Sx2 * s2 / den)
res=numeric(5)
res[1]<-m
res[2]<-b
res[3]<-r
res[4]<-sm
res[5]<-sb
return(res)
}

```

[lsqfitgm\(v,NDVI2009\)](#)

```

[1] 0.35202394 0.09697264 0.49526468 0.03435311
[5] 0.01411505

```

ANNEXE 6

Liste des photos

Photos 1 à 4 : Vue générale de la forêt de Senalba Chergui.

Photos 5 et 6 : Défoliation causée par la Chenille processionnaire du Pin d'Alep.

Photos du 7 au 10 : Coupes illicites de bois dans la forêt de Senalba Chergui.

Photos 11 et 12 : Campement des éleveurs nomades à l'intérieure de la forêt.



Photo 1 : Vu générale de la forêt de Senalba Chergui : versant Sud, coté Est.



Photo 2 : Vu générale de la forêt de Senalba Chergui : versant Sud, coté Ouest.



Photo 3 : Vu générale de la forêt de Senalba Chergui : versant Nord, à partir de la ligne de crête.



Photo 4 : Vu générale de la forêt de Senalba Chergui : versant Nord, avec des jeunes arbres en avant plan.



Photo 5 : Défoliation causée par la Chenille processionnaire du Pin d'Alep (zone fortement défoliée).



Photo 6 : Défoliation causée par la Chenille processionnaire du Pin d'Alep (sujet partiellement défolié).



Photo 7 : Coupes illicites de bois dans la forêt de Senalba Chergui (stade perchis en zone périphérique).



Photo 8 : Coupes illicites de bois dans la forêt de Senalba Chergui (stade perchis en zone centrale a).



Photo 9 : Coupes illicites de bois dans la forêt de Senalba Chergui (stade perchis en zone centrale **b**).



Photo 10 : Coupes illicites de bois dans la forêt de Senalba Chergui (stade adulte en zone centrale).



Photo 11 : Campement des éleveurs nomades à l'intérieure de la forêt (a).



Photo 12 : Campement des éleveurs nomades à l'intérieure de la forêt (b)

ملخص

يعتبر تحيين المعطيات الخاصة بالجرد الغابي مهم بالنسبة للتسيير المستدام للغابات ، و متابعة التغيرات العامة و تقوم أحجاب الحطب. منذ الاتفاقيات الدولية (اتفاقية منتريال -كويوتوا) أصبحت الاحتياجات إلى طرق خاصة بعلم الخرائط من أجل الدراسات الغابية ملحة جدا. في حين أن العديد من هذه طرق - إنشاء خرائط التغيرات الواقعة في الأوساط الغابية و تقدير الأحجام أصبح متوفرا إلا أنه لا تزال قيد الاستكشاف في المناطق الغابية الشبه جافة. الصور الفضائية المستخدمة من أجل إستشعار التغيرات هي من نوع TM+ , TM , للتابع الفضائي Landsat. الفرق بين المعطيات الخاصة بـ TM4, TM5 و فرق قسمة TM4/TM5 و TM7/TM5 و الفرق بين المؤشرات الطيفية NDVI, NDMI ، استعملوا من أجل اختيار المعطيات الملائمة للإنجاز مشروع استشعار التغيرات الواقعة على مستوى منطقة الدراسة و ذلك على مدة محصورة بين 1984 و 2009.

حصيلة التغيرات المكانية و الزمنية كانت ممكنة بفضل معالجات قبلية كالتصحيح الجغرافي و الراديومترية لجميع الصور الفضائية المستخدمة. من أجل تحديد أحسن التغيرات الواقعة على مستوى مختلف المراحل المدروسة تم استخدام عدة عتبات راديومترية (عتبات التغير). القيم الأكثر دلالة كانت الناتجة عن استخدام مؤشر النبات NDVI و العتبة 0.9 من المعدل.

محدودية الجرد الغابي الجزائري ، أدت بنا إلى اعتبار طرق الاستشعار عن بعد و الطرق الرياضية كبديل تطبيقي من أجل تقدير حجم حطب أشجار الصنوبر الحلبي .

الرجوع إلى إنشاء علاقات رياضية مباشرة بين الإشارات الراديومترية و القيم المحسوبة لحجم الحطب كانت الطريقة المثلى المتبعة.

قياسات أحجام الحطب المتوسط لـ 151 عينة و معطيات الاستشعار عن بعد استعملوا بتوافق باستخدام التراجعات الخطية العادية RO و RMA.

بالنسبة للصورة Landsat لسنة 2009 أحسن النماذج بالنسبة لطريقتي التراجع التي استعمل فيها NDVI كمتغير مستقل في حين أن قيم RMSE كانت 20.30% و 22.50%. على التوالي لطريقة RO و RMA. النماذج التراجعية RMA اعتمدت من اجل انجاز خريطة تقديرات الحطب عوض النماذج المحصل عليها من RO و ذلك لأنها تحافظ على القيم الواقعية للانحراف المعياري في تقديرات الأحجام، و كذا تقدم أضعف قيم الأخطاء RMSE في أقسام الحجم التي تفوق 40 م³ هـ .

نفس المنهجية المتبعة طبقت على الصور الفضائية Landsat 2006 و ALSAT-1 2005 و GeoEye 2009 من أجل دراسة قدرة هذه الأخيرة على مدى تطابق نتائجها بدون الأخذ بعين الاعتبار التواريخ و نوع الصور الفضائية.

إدراج إرتفاع أشجار الصنوبر الحلبي كمتغير مستقل في تحليل التراجعات العادية RO أدى بنجاحة للحصول على نماذج قدمت نتائج هامة من أجل تقديرات حجم الحطب بالنسبة لجميع الصور الفضائية المستخدمة.

الأخطاء RMSE المحصل عليها من التطابق لأحسن النماذج المدرجة للارتفاعات المتوسطة للأشجار الصنوبر الحلبي هي كالاتي: 0.153 ، 0.154 ، 0.158 ، 0.185 على التوالي للصور الفضائية Landsat 2006 ، Landsat 2009 و ALSAT-1 2005 و GeoEye 2009.

كلمات مفتاحيه :

استشعار التغير - تقدير الحطب - طريقة الفرق - NDVI - تراجع عادي - تراجع RMA - صنوبر حلبي - شبه جافة.

Summary

Updating forest inventory data is very important for sustainable forest management, monitoring global change and estimating wood volume. Since the adoption of international agreements (Montreal and Kyoto protocols), the needs in cartography methods of forest capital become more and more pressing. Using remote sensing, many methods have been developed for detecting changes and wood volume cartography of forest populations. In semi-arid forest environments, these methods remain to be explored in order to look into the evolution of the forest cover and the cartography of wood volume in a natural pine forest located in the central part of the Saharan Atlas (main forest of S nalba Chergui, Wilaya of Djelfa).

The used images for detecting changes come essentially from TM and TM + Landsat sensors. Differentiation of individual bands TM4 and TM5, ratios TM4/TM5, TM7/TM5 and finally spectral differentiation indices of vegetation NDVI and moisture NDMI were used in order to select the relevant data for the project of detecting changes in the studied area over a period of 13 years (from 1994 to 2009). This spatial-temporal assessment was only possible after a series of geometric correction and radiometric normalization pretreatments of the temporal series. Furthermore, several radiometric thresholds (change thresholds) were tested to find which one can be used to determine the best changes in the different studied periods. The most significant values of global precisions obtained by error matrices were those of NDVI index using 0.9 δ compared to the mean.

The limits of the Algerian forest inventory also lead us to consider remote sensing and modeling as a practical alternative for estimating wood volume of Aleppo pine populations. The development of direct mathematical relationships between the radiometric signal and the measured wood volume values was a judicious choice for selecting best models of wood volume estimation. The measures of average volume of 151 plots were combined with remote sensing data using ordinary linear regression (OLR) and reduced major axis regression (RMA). For the 2009 Landsat TM image, the best models for both regression methods were those using NDVI as an independent variable. The RMSEs were 20.30 % (16.10 m³ha⁻¹) and 22.50% (17.83 m³ha⁻¹), respectively, for the OLR and RMA.

RMA regression models were adopted for the realization of the estimated wood volume map because they had realistic standard deviation values for the estimated volumes, and they gave lower RMSEs in volume classes over 40 m³ ha⁻¹.

The methodology of wood volume cartography has also been applied on 2006 Landsat TM, 2005 Alsat-1s and 2009 GeoEye images which demonstrated its relevance for images acquired at different dates or by other sensors.

The use of the average height of Aleppo pine populations as an independent variable in the ordinary linear regression analysis has permitted to reproduce every useful models for estimating the volume of wood for all images tested.

The obtained RMSEs from the adoption of the best models integrating the average height of Aleppo pine populations as an independent variable are 0.153 (12.13 mha⁻¹), 0.154 (12.21 m³ha⁻¹), 0.158 (12.53 m³ha⁻¹) and 0.185 (14.67 m³ha⁻¹) respectively for 2006 Landsat, 2009 Landsat, 2005 Alsat-1 and 2009 GeoEye images.

Keywords : Changes detection, Estimation of wood volume, differentiation method, NDVI, ordinary regression, RMA regression, Aleppo pine, semi-arid, S nalba Chergui, Djelfa, Algeria.

Résumé

La mise à jour des données d'inventaire forestier est très importante pour la gestion durable des forêts, le suivi des changements globaux et l'estimation du volume ligneux. Depuis les accords internationaux (protocoles de Montréal et de Kyoto), les besoins en méthodes de cartographie du capital forestier sont de plus en plus pressants. Plusieurs méthodes de détection de changements et de cartographies du volume de bois des peuplements forestiers à l'aide de la télédétection ont été développées. Dans des milieux forestiers semi-arides, ces méthodes, restent à explorer dans le but de voir l'évolution du couvert forestier et de la cartographie du volume de bois dans une pinède naturelle à Pin d'Alep située dans la partie centrale de l'Atlas saharien (Forêt domaniale de Sénalba Chergui, Wilaya de Djelfa). Les images utilisées pour la détection des changements proviennent essentiellement des capteurs TM et TM+ de Landsat. La différenciation des bandes individuelles TM4 et TM5, des ratios TM4/TM5, TM7/TM5 et enfin la différenciation des indices spectraux de végétation NDVI et d'humidité NDMI ont été utilisées dans le but de sélectionner la donnée pertinente pour le projet de détection des changements au niveau de la zone d'étude sur une période allant de 1994 à 2009. Ce bilan spatio-temporel a été possible uniquement après une série de prétraitements de correction géométrique et de normalisation radiométrique de la série temporelle. En outre, plusieurs seuils radiométriques (seuils de changements) ont été testés pour trouver celui qui a le pouvoir de déterminer les meilleurs changements au niveau des différentes périodes étudiées. Les valeurs les plus significatives des précisions globales obtenues par les matrices d'erreurs sont ceux de l'indice NDVI en utilisant 0,98 par rapport à la moyenne.

Les limites de l'inventaire forestier Algérien nous ont amené aussi à considérer la télédétection et la modélisation comme une alternative pratique pour l'estimation du volume de bois des peuplements de Pin d'Alep. Le recours au développement de relations mathématiques directes entre le signal radiométrique et les valeurs du volume de bois mesuré a été un choix judicieux pour la sélection des meilleurs modèles d'estimation du volume de bois. Les mesures du volume moyen des 151 placettes ont été combinées aux données de télédétection en utilisant la régression linéaire ordinaire (RO) et la régression *reduced major axis* (RMA). Pour l'image Landsat TM de 2009, les meilleurs modèles issus des deux méthodes de régression sont ceux utilisant le NDVI comme variable indépendante. Les RMSE étaient de 20,30% ($16,10 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) et 22,50% ($17,83 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) respectivement pour la RO et RMA.

Les modèles par régression RMA ont été retenus pour la réalisation de la carte du volume de bois estimé par rapport à ceux issus de la RO puisqu'ils conservent des valeurs réalistes d'écarts types dans les estimations du volume et qu'ils procurent de plus faibles RMSE dans la classe des volumes supérieurs à $40 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$. La méthodologie de cartographie du volume ligneux a été appliquée aussi sur des images Landsat TM de 2006, Alsat-1 de 2005 et GeoEye 2009, ce qui établit sa pertinence pour des images acquises à des dates différentes ou par d'autres capteurs. L'intégration de la hauteur moyenne des peuplements de Pin d'Alep, comme variable indépendante dans les analyses de régression ordinaire avait permis efficacement de reproduire des modèles offrant des résultats fort intéressants pour l'estimation du volume de bois pour l'ensemble des images testées. Les RMSE obtenus de la validation des meilleurs modèles qui intègrent la hauteur moyenne des peuplements de Pin d'Alep comme variable indépendante sont de 0,153 ($12,13 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$), 0,154 ($12,21 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$), 0,158 ($12,53 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) et 0,185 ($14,67 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$) respectivement pour les images Landsat 2006, Landsat 2009, Alsat-1 2005 et GeoEye 2009.

Mots clés : Détection des changements, Estimation du volume de bois, Méthode de différenciation, NDVI, Régression ordinaire, Régression RMA, Pin d'Alep, Semi-arides, Sénalba Chergui, Djelfa, Algérie.