



UNIVERSITÉ SULTAN MOULAY SLIMANE  
FACULTE DES SCIENCES ET TECHNIQUES  
BENI MELLAL



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

## **THÈSE**

Présentée par

**Amine JELLOULI**

Pour obtenir le grade de

**DOCTEUR**

**UTILISATION DE LA TELEDETECTION MULTISPECTRALE,  
HYPERSPÉCTRALE ET RADAR POUR LA CARTOGRAPHIE LITHOLOGIQUE,  
MINÉRALOGIQUE ET LINEAMENTAIRE : CAS DE LA BOUTONNIÈRE DE  
KERDOUS, ANTI ATLAS, MAROC**

Setenue le 13 Juillet 2021 devant le jury composé de :

<b>Pr. Abderrahmene EL GHMARI</b>	FSTBM	Président
<b>Pr. Abdessamad NAJINE</b>	FSTBM	Rapporteur
<b>Pr. Hassan IBOUH</b>	FSTGM	Rapporteur
<b>Pr. Mohammed ETTAKI</b>	FPK	Rapporteur
<b>Pr. Ahmed BARAKAT</b>	FSTBM	Examineur
<b>Pr. El Mostafa BACHAOUI</b>	FSTBM	Examineur
<b>Pr. Abderrazak EL HARTI</b>	FSTBM	Directeur de Thèse

# REMERCIEMENTS

Merci à toutes les personnes qui ont contribué, d'une façon ou d'une autre, à l'aboutissement de cette thèse. Avant tout, je remercie chaleureusement mon directeur de thèse, Professeur El Harti Abderrazak et le responsable du laboratoire, Professeur Bachaoui El Mostafa, pour m'avoir donné l'opportunité de réaliser un sujet de recherche aussi passionnant et plein de potentiel. Leurs grands aides et renseignements ont rendu ce travail de thèse d'autant plus agréable. Merci pour tout le temps consacré à mon apprentissage de doctorat et pour tous les savoirs transmis, aussi bien en laboratoire que sur terrain.

Je tiens à remercier Mr Abderrazak Hamzaoui et Mme Saloua Himyari Mnissar de l'ONHYM pour l'élaboration des mesures spectroradiométriques de laboratoire.

Je remercie également les membres du jury d'avoir accepté d'évaluer ce travail.

Je dédie ce modeste travail à toute la famille,

A tous ceux que j'aime.

# RESUME

La télédétection spatiale a approuvé son utilité et son efficacité pour la cartographie lithologique et minéralogique vu les résultats qu'elle offre à moindre cout et dans une période restreinte. Cependant, les méthodes conventionnelles sont laborieuses et couteuses. Les données images issues des capteurs multispectraux et hyperspectraux sont utilisées en plusieurs thématiques en fonction de leurs caractéristiques spatiales, spectrales et radiométriques. L'extraction de l'information utile et l'application des différentes techniques et méthodes de rehaussement dépend des données images utilisées et des objectifs escomptés. Les données images multispectrales produites par les capteurs multispectraux tels que ASTER, OLI, TM et ETM+ ont montré leur efficacité à cartographier les unités lithologiques à différentes échelles. Les données images hyperspectrales issues des capteurs hyperspectraux satellitaires et aéroportés tels que Hyperion et AVIRIS respectivement, sont utilisées pour la cartographie lithologique et souvent pour la cartographie minéralogique vu leur résolution spectrale élevée permettant l'identification des différents minéraux d'altérations hydrothermales. Dans cette étude, l'utilisation des données Terra ASTER et Landsat 8 OLI a pour objectif la discrimination des unités lithologiques dans la boutonnière de Kerdous. Ces données ont été utilisées avec les mesures spectroradiométriques (ASD) afin de cartographier les zones d'altérations hydrothermales. De plus, les données radar d'ALOS PALSAR ont été appliquées pour identifier les linéaments géologiques existants dans la zone d'étude.

Plusieurs méthodes de transformations spectrales et radiométriques ont été appliquées aux données Terra ASTER et Landsat 8 OLI pour le bon rehaussement des unités lithologiques dans la zone d'étude. Les méthodes du facteur d'indice optimal (OIF), étirement par décorrélation (DS), analyse en composantes principales (PCA), méthodes de classification ML (Maximum Likelihood) et SVM (Support Vector Machine) et Ratios de bandes (BR). L'analyse des résultats obtenus montre que les données Landsat 8 OLI ont fourni de bons résultats en cartographie lithologique similairement aux données Terra ASTER vue sa bonne

radiométrie. En addition, les données Terra ASTER ont montré leur efficacité en cartographie minéralogique et identification des zones d'altérations hydrothermales. Cette étape est achevée en utilisant la classification CEM (Constrained Energy Minimization) et par l'application des ratios de bandes et des indices spectraux. Les résultats obtenus par la méthode de classification CEM ont été validés par les mesures spectroradiométriques (ASD) des échantillons pris sur terrain. La cartographie linéamentaire est réalisée en appliquant l'extraction automatique et manuelle sur les données Landsat 8 OLI et Terra ASTER et données radar d'ALOS PALSAR. Les linéaments extraits à partir les données radar ALOS PALSAR ont montré une distribution spatiale similaire à celles des failles et linéaments de la carte lithologique préexistante.

# TABLE DES MATIERES

CHAPITRE I .....	13
INTRODUCTION GENERALE.....	13
1- Aperçu Général .....	1
2- Télédétection spatiale en exploration minière.....	3
CHAPITRE II.....	5
REVUE DE LITTERATURE .....	5
1- Cartographie Lithologique .....	6
2- Cartographie Linéamentaire.....	7
3- Cartographie des Altérations Hydrothermales .....	8
4- Télédétection Multispectrale et Hyperspectrale.....	10
5- Calibration Radiométrique et Correction Atmosphérique .....	12
5-1- Méthode Dark Object Subtraction (DOS).....	13
5-2- Méthode de la Modélisation du Transfert Radiative (RTM) .....	13
CHAPITRE III .....	15
CADRE GEOLOGIQUE DE L'ANTI ATLAS MAROCAIN .....	15
1- Contexte Géographie et Géologique de l'Anti Atlas .....	16
2- Contexte Géographique et Géologique de la Zone d'Etude .....	18
CHAPITRE IV .....	22
MATERIELS ET METHODES .....	22
1- Données Utilisées.....	23
1-1 Données LANDSAT 8 OLI .....	23
1-2 Données Terra ASTER .....	24
1-3 Données radar ALOS PALSAR.....	26
1-4 MNT ALOS PALSAR .....	27
1-5 Données Spectroradiométriques ASD (Analytical Spectral Device).....	27
2- Prétraitement .....	29
2-1 Image LANDSAT 8 OLI.....	29
2-2 Image Terra ASTER.....	29

2-3	Image Radar ALOS PALSAR .....	29
2-4	Modèle Numérique du Terrain ALOS PALSAR .....	30
3-	Traitement .....	30
3-1	Cartographie Lithologique et Minéralogique .....	30
3-2	Cartographie Linéamentaire .....	33
CHAPITRE V .....		35
RESULTATS ET DISCUSSIONS .....		35
1-	Cartographie Lithologique .....	36
1-1	Approche OIF et Etirement par Décorrélacion .....	36
1-2	Méthodes de Classification ML et SVM .....	50
1-3	Conclusion .....	55
2-	Cartographie Minéralogique .....	56
2-1	Introduction .....	56
2-2	Indices Spectraux de Ninomiya .....	59
2-3	Classification CEM (Constrained Energy Minimization) .....	69
2-4	Validation des Résultats par Mesures Spectroradiométriques .....	70
2-5	Conclusion .....	74
3-	Cartographie Linéamentaire .....	75
3-1	Introduction .....	75
3-2	Organigramme du Travail .....	76
3-3	Extraction Automatique des Linéaments .....	78
3-4	Extraction Manuelle des Linéaments .....	82
3-5	Statistiques .....	84
3-6	Évaluation de la Précision .....	85
CHAPITRE VI .....		95
CONCLUSION GENERALE .....		95



# LISTE DES FIGURES

Figure 1 Principe de la Télédétection Multispectrale et Hyperspectrale (Pour & Hashim, 2011) .....	11
Figure 2 Principe de la Télédétection Hyperspectrale Non Imageure (Abubakar et al., 2018).....	12
Figure 3 Cadre Géologique de l'Anti Atlas marocain (Gasquet et al., 2005a) .....	16
Figure 4 Carte Lithologique de la zone d'étude extraite de la carte géologique 1/50 000 de Tanalt.....	19
Figure 5 Végétation éparse sur volcanite et Ignimbrite.....	20
Figure 6 Végétation dense sur Siltite et argilite .....	20
Figure 7 Photos des faciès lithologiques: (a) Dolomite brune avec intercalations de marnes (b) Grès Quartzitique (c) Intrusions de Gabbro (d) Siltite et Argillite (e) Volcanite and Ignimbrite Rhyolitiques avec des Dépôts Epiclastiques (f) Conglomérats Volcaniques .....	21
Figure 8 Aperçu de l'image LANDSAT 8 OLI de la zone d'étude.....	24
Figure 9 Aperçu de l'image Terra ASTER de la zone d'étude.....	26
Figure 10 Image radar ALOS PALSAR : (a) image en polarisation HH, (b) image en polarisation HV. .....	27
Figure 11 Composés Colorés Sélectionnés OLI OIF : (a) RGB 651, (b) RGB 751, (c) RGB 752 .....	37
Figure 12 Composé Coloré OLI OIF RGB 651 sans étirement par décorrélation .....	39
Figure 13 Composé Coloré OLI OIF RGB 651 en appliquant l'étirement par décorrélation .....	39
Figure 14 Composés Colorés Sélectionnés OIF ASTER : (a) RGB 931, (b) RGB 932, (c) RGB 943 .	41
Figure 15 Composé Coloré ASTER OIF RGB 931 sans étirement par décorrélation .....	43
Figure 16 Composé Coloré ASTER OIF RGB 931 en appliquant étirement par décorrélation.....	43
Figure 17 Signatures Spectrales des Faciès Lithologiques pour les deux images Landsat 8 OLI et Terra ASTER.....	45
Figure 18 Composé Coloré (CC1) RGB (7+4)/2, PC1, PC2 de l'image OLI.....	47
Figure 19 Composé Coloré (CC2) RGB PC1, 7/6, 3/7 de l'image OLI .....	48
Figure 20 Composé Coloré RGB 4/6, 4/3, 5/8 de l'image Terra ASTER.....	49
Figure 21 Carte lithologique issue de l'image OLI appliquée par la classification ML .....	50
Figure 22 Carte lithologique issue de l'image OLI appliquée par la classification SVM.....	51
Figure 23 Carte lithologique issue de l'image ASTER appliquée par la classification ML .....	53
Figure 24 Carte lithologique issue de l'image ASTER appliquée par la classification SVM.....	54
Figure 25 Bandes d'absorption des minéraux dans le Visible-Proche Infrarouge (VNIR) et le Moyen Infrarouge (SWIR) (Gupta, 2017) .....	56
Figure 26 Bandes d'absorption des roches dans l'Infrarouge Thermique (TIR) (Gupta, 2017).....	57
Figure 27 Approches Conventionnelles pour le calcul des rapports spectraux .....	59
Figure 28 Signature Spectrales des minéraux d'altérations hydrothermales extraites de la librairie spectrale USGS.....	62
Figure 29 Signatures Spectrales des minéraux d'altérations hydrothermales ré-échantillonnées aux bandes ASTER .....	63

Figure 30 Images calculés des indices Ninomiya, (a) Indice de la calcite, (b) indice OH(a), (c) Indice OH(b), (d) Indice de l'Alunite .....	64
Figure 31 Images calculés des indices Ninomiya, (a) Indice de la calcite, (b) indice OH(a), (c) Indice OH(b), (d) Indice de l'Alunite .....	65
Figure 32 Fusion des images calculés des indices Ninomiya, (a) Indice de la calcite, (b) indice OH(a), (c) Indice OH(b), (d) Indice de l'Alunite .....	66
Figure 33 Zones de forte abondance de l'indice de Kaolinite développé des altérations argilliques ....	67
Figure 34 Composé Coloré RGB de l'image ASTER: 4/5, 4/6, 4/7 [8] .....	68
Figure 35 Images résultants de forte abondance des minéraux d'altérations : (a) Alunite, (b) Chlorite, (c) Calcite, (d) Epidote, (e) Illite, (f) Kaolinite, (g) Montmorillonite, (h) Muscovite, (i) Pyrophyllite	69
Figure 36 Signatures spectrales ASD des quatre échantillons prélevés sur terrain : (a) Signatures spectrales ASD non-ré échantillonnées, (b) Signatures spectrales ASD ré-échantillonnées aux bandes ASTER .....	71
Figure 37 Répartition géographique des échantillons de validation: (E 1) Gabbro, (E2) Grès Quartzitiques, (E3) Dolomite à Malachite, (E4) Siltite .....	72
Figure 38 Comparaison des mesures spectroradiométriques ASD et signatures spectrales des minéraux d'altérations extraites de l'image ASTER.....	73
Figure 39 Organigramme du travail de la cartographie linéamentaire .....	77
Figure 40 Images ACP : (a) PC 3 ASTER, (b) PC1 OLI .....	78
Figure 41 Linéaments PC3 ASTER sur ASTER RGB 931 .....	79
Figure 42 Linéaments extraits de PC1 OLI sur OLI RGB 651 .....	80
Figure 43 Linéaments HH sur la carte lithologique .....	81
Figure 44 Linéaments HV sur la carte lithologique .....	81
Figure 45 (a) Bande Panchromatique OLI 8, (b) Filtre Directionnel 0°, Filtre Directionnel 45°, Filtre Directionnel 90°, Filtre Directionnel 135° .....	82
Figure 46 RGB des filtres directionnels (0°, 45°, 90°).....	83
Figure 47 Linéaments extraits de la bande panchromatique 8 OLI sur OLI RGB 651 .....	84
Figure 48 Statistiques des linéaments extraits: (a) ASTER, (b) OLI, (c) Polarisation HH, (d) Polarisation HV, (e) Bande Panchromatique OLI 8.....	85
Figure 49 Densité des linéaments extraits: (a) PC3 ASTER, (b) PC1 OLI, (c) Bande Panchromatique OLI 8, (d) Polarisation HH, (e) Polarisation HV.....	86
Figure 50 Superposition des linéaments extraits sur la carte thématique des pentes: (a) PC3 ASTER, (b) PC1 OLI, (c) Bande Panchromatique OLI 8, (d) Polarisation HH, (e) Polarisation HV .....	89
Figure 51 Superposition des linéaments extraits sur la carte thématique de l'ombrage: (a) PC3 ASTER, (b) PC1 OLI, (c) Bande Panchromatique OLI 8, (d) Polarisation HH, (e) Polarisation HV .....	90
Figure 52 Roses de diagramme montrant les orientations des linéaments extraits : (a) PC3 ASTER, (b) PC1 OLI, (c) bande panchromatique 8, (d) image de la polarisation HH, (e) image de la polarisation HV, (f) failles et linéaments photo-géologiques numérisés à partir de la carte lithologique .....	92
Figure 53 Investigation de terrain : (a) photographies sur le terrain des linéaments identifiés, (b) linéaments extraits de l'image de la polarisation HH, (c) zoom sur les linéaments identifiés sur le terrain .....	93

# LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 Bandes Spectrales du Capteur LANDSAT 8 OLI.....	23
Tableau 2 Bandes Spectrales du Capteur Terra ASTER.....	25
Tableau 3 Valeurs OIF des trois composés colorés sélectionnés de l'image OLI.....	36
Tableau 4 Matrice de corrélation de l'image OLI.....	38
Tableau 5 Valeurs OIF des trois composés colorés sélectionnés de l'image ASTER.....	40
Tableau 6 Matrice de corrélation de l'image ASTER.....	42
Tableau 7 Valeurs propres de l'ACP de l'image OLI.....	47
Tableau 8 Matrice de confusion des deux classifications ML et SVM appliquées sur l'image OLI....	52
Tableau 9 Matrice de confusion des deux classifications ML et SVM appliquées sur l'image ASTER .....	54

# LISTE DES ABBREVIATIONS

GPS: Global Positioning System

SIG: Système d'Information Géographique

ENVI: Environment

ERDAS: Earth Resources Data Analysis System

ER Mapper: Earth Ressources Mapper

RSO: Radar à Synthèse d'Ouverture

VNIR: Visible-Near Infrared

SWIR: ShortWave-Infrared

TIR: Thermal Infrared

ASTER: Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer

OLI: Operational Land Imager

TM: Thematic Mapper

ETM: Enhanced Thematic Mapper

CVI: Champ de Vision Instantanée

SAR: Synthetic Aperture Radar

ESA: European Space Agency

HH: Horizontal-Horizontal

HV: Horizontal-Vertical

DOS: Dark Object Subtraction

RTM: Radiative Transfer Model

NDVI: Normalized Difference Vegetation Index

TOA: Top Of Atmosphere

ASF: Alaska Satellite Facility

OIF: Optimum Index Factor

MNF: Minimum Noise Fraction

ACP: Analyse en Composantes Principales

CEM: Constrained Energy Minimization

WAC: West African Craton

ML: Maximum Likelihood

SVM: Support Vector Machine

USGS: United States Geological Survey

---

**CHAPITRE I**

**INTRODUCTION GENERALE**

---

## 1- Aperçu Général

La télédétection spatiale comme étant une technique avancée de cartographie, est appliquée amplement dans la cartographie lithologique, minéralogique et linéamentaire (A. F. H. and Srivastava, 2011; Yang et al., 1999). Cette technique nous a permis d'extraire le maximum d'informations par l'analyse des images satellitaires. L'interprétation de ces dernières nous a conduit à rehausser les unités lithologiques, ainsi que les linéaments et les zones d'altérations hydrothermales (Crósta et al., 1998; Di Tommaso & Rubinstein, 2007). L'analyse des images satellitaires est faite en appliquant différentes méthodes spectrales et radiométriques.

Au cours des dernières années, il y a eu un accroissement exceptionnel du nombre de capteurs de télédétection embarqués sur diverses plateformes satellitaires et aéroportées, ce qui est marqué par la disponibilité des données issues des capteurs multispectraux et hyperspectraux tels que Landsat 8 OLI, Terra ASTER, AVIRIS et Hyperion (Boardman et al., 1995; Hörig et al., 2001; Kruse et al., 2003). Les données multispectrales et hyperspectrales ainsi que les données géographiques dérivées des systèmes d'information géographique (SIG) constituent une base de données spatiale pour toute étude scientifique liée à l'observation de la terre (Barakat et al., 2017). En conséquence, des avancements importants ont été réalisés dans l'acquisition de données de télédétection, le traitement et l'analyse des images satellitaires.

La disponibilité de bases de données spatiales pose de nouveaux défis pour l'extraction d'informations qualitatives et quantitatives. L'augmentation considérable du volume de données disponibles a créé le besoin de développer de nouvelles techniques capables d'automatiser le plus possible l'extraction d'informations utiles. De plus, ces techniques doivent être objectives et faciles à mettre en œuvre. Plusieurs techniques d'analyse d'images ont été développées pour le bon traitement des données de télédétection. La majorité de ces techniques ont été normalisées et mises en œuvre dans divers logiciels de traitement d'images commerciaux tels que ERDAS Imagine, ENVI et ArcGIS (Canty, 2014; Vinet & Zhedanov, 2011). Ces techniques conviennent au traitement de données multispectrales, mais présentent des limites quant au traitement efficace des données hyperspectrales comprenant de centaines de bandes spectrales.

La cartographie lithologique est une étape préliminaire et primordiale vers la cartographie minéralogique et l'identification des zones contenant les altérations

hydrothermales (Ninomiya, 2019; Pal et al., 2019). Les cartes géologiques constituent une base consistante comme étant une source d'information pour l'exploration minière et l'identification de nouveaux gisements. La cartographie lithologique par télédétection spatiale est largement utilisée vue son efficacité dans les zones inaccessibles et aussi sa capacité de fournir plus informations à différentes échelles.

## 2- Télédétection spatiale en exploration minière

La télédétection joue un rôle crucial dans le domaine de l'exploration minière en ce qui concerne la localisation des gisements minéraux, la réduction efficace des coûts de prospection minière et de la mise en valeur des ressources minérales. Les techniques de la télédétection spatiale peuvent aider à identifier rapidement les zones métallogéniques (ceintures et sites) sur un terrain de large superficie. Cela peut discriminer les zones à potentiel minéralogique de celles qui ne sont pas intéressantes ce qui rend l'exploration plus rentable et plus économique (Gupta, 2017; Watson et al., 1992).

Dans la majorité des cas, une mission d'exploration minière est marquée par quatre étapes fondamentales : (1) phase de prospection, (2) phase d'exploration régionale, (3) phase d'exploration détaillée et (4) phase d'exploration minière. La télédétection spatiale est utile à toutes les étapes, bien qu'elle soit plus utile à la première étape, c'est-à-dire la prospection, et devient relativement moins importante dans les étapes suivantes nécessitant de plus un travail sur terrain et souvent pour la validation des résultats obtenus par la télédétection spatiale (Gupta, 2017).

La phase de prospection comprend la reconnaissance et les enquêtes préliminaires. Il s'agit à définir les zones cibles. Dans ce cas, les images satellitaires à échelle grossière (près de 1: 100 000), complétées par des images multispectrales à plus grande échelle (1:50 000 à 1:25 000), données aéroportées et levés géophysiques, constituent des données plus puissantes pour la définition des cibles.

Au cours de l'étape de l'exploration régionale, la cartographie géologique couvre des terrains de grande superficie (généralement à l'échelle 1:50 000 - 1:25 000) et quelques sites sélectionnés font l'objet d'une enquête à l'aide des techniques géophysiques et géochimiques. Durant cette étape, l'analyse détaillée des données de télédétection constitue un outil précieux pour l'évaluation de l'apport de la télédétection spatiale. Plus loin, l'établissement d'une base de données SIG, le traitement intégré des données constituent aussi des étapes importantes dans le programme d'exploration.

Au cours du stade de l'exploration détaillée, des investigations sur terrain sont menées à des échelles beaucoup plus fines (échelles de 1:10 000 à 1:5000). Les données de la télédétection spatiale à haute résolution spatiale et spectrale pourraient être utile à ce stade.

Par la suite, l'étape d'exploration minière commence, elle vise à définir le gisement minéral en profondeur, ce qui conduit finalement à des programmes de développement, d'exploitation et d'exploitation minière. La télédétection spatiale à haute résolution spatiale et spectrale peut être utilisée seulement pour la surveillance des mines à ciel ouvert (charbon, minerai de fer, bauxite, etc.).

Il convient de noter qu'il existe une limite importante des données de la télédétection spatiale dans le domaine de l'exploration minière, qui est l'aspect de la profondeur. La plupart des gisements de minéraux se trouvent à une certaine profondeur et ne sont pas localisés toujours à la surface de la Terre. Les données de la télédétection ont une pénétration en profondeur d'environ micromètres dans le domaine du VNIR, à quelques centimètres dans le domaine du TIR et quelques mètres dans le domaine des hyperfréquences. Par conséquent, dans la plupart des cas, le chercheur en télédétection doit s'appuyer sur des indices indirects, tels que les indices généraux de l'état de l'environnement, contexte géologique, zones d'altération hydrothermales, roches associées, roches régionales et structures locales, linéaments, oxydation, morphologie, drainage et anomalies de la végétation, etc (Rowan & Mars, 2003a; Watson et al., 1992). Il est rarement possible de localiser directement la minéralogie d'un gisement en se basant uniquement sur les données de la télédétection spatiale.

---

**CHAPITRE II**

**REVUE DE LITTERATURE**

---

## 1- Cartographie Lithologique

La disponibilité de données d'images de télédétection à haute et moyenne résolution spatiale et spectrale a facilité la cartographie des unités lithologiques à différentes échelles cartographiques (Eslami et al., 2015; Kamel et al., 2016; Mwaniki et al., 2015). De plus, différentes techniques et méthodes de traitement d'imagerie spatiale ont été appliquées pour extraire des informations lithologiques interprétables avec une meilleure précision cartographique.

Les données d'imagerie multispectrale produites par des capteurs multispectraux tels que ASTER, OLI, TM et ETM + ont démontré leur efficacité à cartographier des unités lithologiques, ainsi que les données d'imagerie hyperspectrale issues des capteurs satellitaires et aéroportées tels que Hyperion et AVIRIS, sont utilisées pour la cartographie lithologique et minéralogique grâce à leur résolution spectrale élevée permettant l'identification des minéraux d'altérations hydrothermales (Feng et al., 2018). Plusieurs études ont été réalisées en cartographie lithologique en appliquant différentes techniques et méthodes spectrales et radiométriques afin de rehausser les unités lithologiques (Amer et al., 2010a; Pournamdari et al., 2014a). De plus, la télédétection radar a été largement utilisée en cartographie géologique car elle est extrêmement opérationnelle pour l'acquisition d'images de jour comme de nuit et même sous les nuages (van der Meer et al., 2012).

Pournamdari et al 2014 ont démontré l'utilité des données Terra ASTER et Landsat 5 TM pour la cartographie lithologique du complexe ophiolitique de Soghan en Iran. Mohsen-Pournamdari et al 2014 ont utilisé plusieurs méthodes de transformation spectrale telles que les rapports de bandes (BR), l'analyse en composantes principales (ACP), le coefficient de corrélation (CC) et le facteur d'indice optimal (OIF), Mohsen-Pournamdari et al 2014 ont développé un composé coloré RGB des ratios 4/1, 4/5, 4/7 utilisant l'image ASTER pour distinguer les unités lithologiques des complexes ophiolytiques, ainsi que les résultats obtenus par les méthodes ACP avec les images ASTER et TM. Les méthodes OIF et le Coefficient de corrélation (CC) ont montré une bonne corrélation avec la carte géologique préexistante. Amer et al 2010 ont appliqué l'analyse en composantes principales (ACP) et les ratios de bandes (BR) sur l'imagerie Terra ASTER dans le désert de Fawakhir au centre-est de l'Egypte. De plus, ils ont montré que les données ASTER ont un potentiel important pour la cartographie des roches granitiques et ophiolitiques en appliquant des ratios de bandes (2 + 4)

/ 3, (5 + 7) / 6, (7 + 9) / 8. De plus, un composé coloré des bandes ACP (5,4,2) a montré des résultats satisfaisants pour identifier les roches ophiolitiques (Amer et al., 2010b).

## **2- Cartographie Linéamentaire**

Les linéaments se réfèrent généralement à une surface linéaire ou curviligne, qui peut se référer à des caractéristiques structurales (failles et fractures) (Adiri et al., 2017a; Hashim et al., 2013; Jellouli et al., 2021), géomorphologiques (canaux) ou autres constructions artificielles telles que routes et champs agricoles. Les linéaments géologiques sont exposés sous forme de lignes ou de structures linéaires qui sont significativement plus claires ou plus foncées que les pixels du fond (Han et al., 2018). Ces linéaments comprennent : les failles et les fractures qui ont un déplacement évident, les ruptures qui n'ont pas de déplacement significatif de fracture, les grandes fractures, les failles profondes, les failles enfouies, les caractéristiques micro-géomorphologiques linéaires et les traces linéaires qui reflètent des discontinuités anormales (Bachri et al., 2019; Han et al., 2018; Vassilas et al., 2002).

Les linéaments peuvent être détectés en raison de leurs caractéristiques physiographiques qui ont causé le changement de tonalité par rapport au relief et aux textures des images satellites (Hashim et al., 2013). De plus, les linéaments peuvent aussi faire référence aux limites entre les différentes unités lithologiques (Adiri et al., 2017a; Saadi & Watanabe, 2009). En addition, plusieurs études ont montré le rôle important de la cartographie des linéaments comme étape essentielle de l'exploration minière (Bahiru and Woldai 2016; Al-Mokredi, Guangdao, and Al Bassam 2007). Les images satellitaires optiques et radar, issues de capteurs embarqués sur des plates-formes spatiales et aéroportées, permettent l'extraction d'informations spectrales à caractère géologique. L'un des moyens d'étudier les structures géologiques consiste à améliorer et analyser les linéaments à partir de ces images satellitaires. Les progrès accélérés réalisés dans le domaine du Système d'Information Géographique (SIG) en ont fait une technique efficace notamment pour l'analyse des linéaments extraits en vue de sa capacité à analyser rapidement et efficacement, à stocker quantitativement les résultats et aussi à générer des géodatabases SIG. Par conséquent, les progrès réalisés dans le domaine de la technologie géospatiale et l'utilité démontrée de l'étude des linéaments dans divers domaines des géosciences ont donné lieu à l'essor des études portant sur les linéaments (Jawahar Raj & Prabhakaran, 2018) . Diverses méthodes ont été proposées pour extraire les linéaments tectoniques et morpho-structuraux et

ces méthodes ont démontré une efficacité et une capacité importantes grâce à l'étude sur le terrain.

L'extraction de linéaments géologiques à partir de données de télédétection est traitée selon trois approches fondamentales : (i) extraction manuelle (Jordan & Schott, 2005), (ii) extraction semi-automatique (Jordan & Schott, 2005) et (iii) extraction automatique (Adiri et al. 2017a; Saadi and Watanabe 2009). Kavak et Cetin (2007) ont appliqué des techniques d'amélioration directionnelle à l'aide de noyaux de convolution sur la bande 5 des données Landsat TM pour rehausser les linéaments géologiques (Cetin, 2007). Prabhakaran et Jawahar Raj (2018) ont utilisé des données radar générées par CARTO-SAT 1 pour extraire les linéaments tectoniques des collines de Pachamalai, Tamil Nadu en Inde en utilisant huit angles d'azimut différents compilés ensemble pour générer des linéaments tectoniques (Jawahar Raj & Prabhakaran, 2018). Pour et Hashim (2015) ont démontré la capacité des données PALSAR à extraire des linéaments structuraux à l'aide de filtres sigma et directionnels locaux adaptatifs dans la zone de suture de Bentong-Raub (BRSZ) de Malaisie péninsulaire (Pour & Hashim, 2015). Hashim et el (2013) ont appliqué l'algorithme de détection de bordure Canny pour extraire automatiquement les linéaments dans une zone à forte végétation en utilisant l'image ETM+ (Landsat Enhanced Thematic Mapper ; Hashim et al. 2013). Adiri et al (2017) ont appliqué l'extraction automatique des linéaments à l'aide des données OLI ASTER et Landsat 8 couplées aux données GDEM ASTER pour extraire les linéaments dans l'île de Sidi Flah-Bouskour, Anti Atlas du Maroc (Adiri et al., 2017b). Filho et Rossetti (2012) ont démontré l'efficacité des données SRTM et ALOS PALSAR pour améliorer les linéaments morphostructuraux dans le nord-est du Brésil (de Oliveira Andrades Filho & de Fáltima Rossetti, 2012).

### **3- Cartographie des Altérations Hydrothermales**

La télédétection spatiale a prouvé son potentiel pour cartographier les altérations hydrothermales et les minéraux associés (Azizi, Tarverdi, and Akbarpour 2010; Di Tommaso and Rubinstein 2007; Moore et al. 2008) et ensuite identifier des zones à fort potentiel minéralogique. L'identification de ces zones d'altération est une étape préliminaire à l'exploration minière (Horsfall, 1987). Plusieurs études de cartographie lithologique réalisées à partir de données ASTER (Amer, Kusky, and Ghulam 2010; Gad and Kusky 2007; Lawrence C. Rowan and Mars 2003b) et de données Landsat 5 TM (Pournamdari et al., 2014b) ont révélé la capacité des données de télédétection à fournir aux géologues une

information spectrale au moindre coût et en temps limité (Horsfall 1987; Di Tommaso and Rubinstein 2007).

Azizi et al (2010) ont utilisé les données ASTER pour cartographier l'altération phyllico-argillique et propylitique en appliquant des méthodes de classification spectrale : Spectral Angle Mapper (SAM), Spectral Feature Fitting (SFF) et Binary Encoding (BE), ces altérations hydrothermales sont importantes pour identifier les dépôts de cuivre porphyrique (Azizi et al., 2010). Di Tommaso et al (2007) ont démontré l'efficacité des données optiques et thermiques du capteur ASTER combinées avec des mesures spectroradiométriques au sol pour la cartographie des altérations hydrothermales en appliquant différentes méthodes de transformation spectrale : le Spectral Angle Mapper (SAM), les ratios de bandes et le False Color Composite (FCC) (Di Tommaso & Rubinstein, 2007). Rowan et al (2006) ont utilisé les données ASTER pour cartographier les altérations argilliques, phyllitiques, propylitiques et siliciques en fonction de la bande d'absorption des minéraux qui les composent. Rowan et al (2006) ont bien montré l'efficacité des données ASTER et des méthodes d'analyse spectrale pour identifier les roches altérées par leurs indices spectraux (Rowan & Mars, 2003a).

Pour & Hashim (2012) ont exposé une étude de synthèse de la cartographie des altérations hydrothermales en utilisant les données Terra ASTER, ils ont examiné la performance du capteur ASTER pour l'identification des zones d'altérations hydrothermales associées au cuivre porphyrique et à l'or épithermal. Cette identification a été basée sur l'application des différentes techniques de rehaussement spectral à savoir les ratios de bandes, indices spectraux, analyse en composantes spectrales (ACP) et les méthodes de la classification spectrale (Pour & Hashim, 2012a). Guha & Kumar (2016) ont utilisé les données ASTER et spécifiquement les bandes de l'infrarouge thermique (TIR) pour le développement de nouveaux indices thermiques pour cartographier la minéralogie de différents granitoïdes d'un craton archéen de Dharwar en Inde, et analyse de leurs potentiels en référence aux indices de Ninomiya pour identifier le minéral du quartz et les minéraux mafiques des granitoïdes (Guha & Vinod Kumar, 2016).

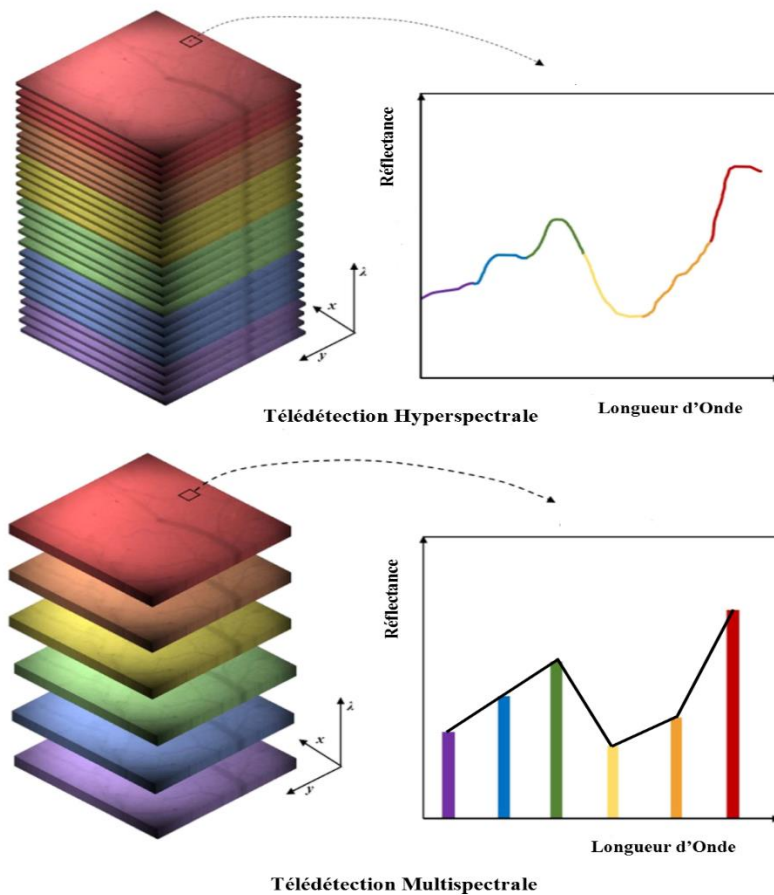
Pour et al (2018) a montré l'efficacité des données Terra ASTER pour l'identification des zones d'altérations hydrothermales et la cartographie des unités lithologiques en appliquant les ratios de bandes et les méthodes de classification spectrale telles que les

méthode CEM (Constrained Energy Minimization), Orthogonal Subspace Projection (OSP) and Adaptive Coherence Estimator (ACE) (Pour et al., 2018).

#### **4- Télédétection Multispectrale et Hyperspectrale**

La télédétection multispectrale imageure consiste à l'acquisition simultanée d'images en quelques bandes spectrales (presque de 5 à 20 bandes), de largeur relativement large (presque 50 nm) occupant des gammes de longueurs d'ondes spécifiques du spectre électromagnétique (visible, proche infrarouge, moyen infrarouge, infrarouge thermique) (Figure 1). Par conséquent, ces caractéristiques en plein essor permettent une bonne identification des cibles (Ducart et al., 2016).

La télédétection hyperspectrale ou bien l'imagerie hyperspectrale est définie comme étant l'acquisition simultanée d'images en plusieurs bandes spectrales continues et contiguës (de 100 à 200 bandes et plus), de largeur relativement étroite (5-20 nm) occupant des gammes de longueurs d'ondes spécifiques (visible, proche infrarouge, moyen infrarouge, infrarouge thermique). Par conséquent, cette technique permet une forte discrimination des objets cibles comparativement à l'imagerie multispectrale, en se basant essentiellement sur leur composition géochimique. Ce qui ouvre la voie à plusieurs applications dans divers domaines, notamment la cartographie minéralogique, grâce à la combinaison de la haute résolution spatiale et spectrale.



**Figure 1 Principe de la Télédétection Multispectrale et Hyperspectrale** (Pour & Hashim, 2011)

En revanche, la télédétection hyperspectrale non imageure ne fournit que des signatures spectrales des objets cibles contrairement à la télédétection imageure (Figure 1). Cela ne requiert pas donc des logiciels de traitements d'images plus performants pour les afficher (Gupta, 2017). Les mesures spectroradiométriques ASD prises par un spectroradiomètre sont un bon exemple de données résultantes de la télédétection non imageure qu'est amplement utilisée en matière de cartographie lithologique et minéralogique (Chakouri et al. 2020; Roy et al. 2009).

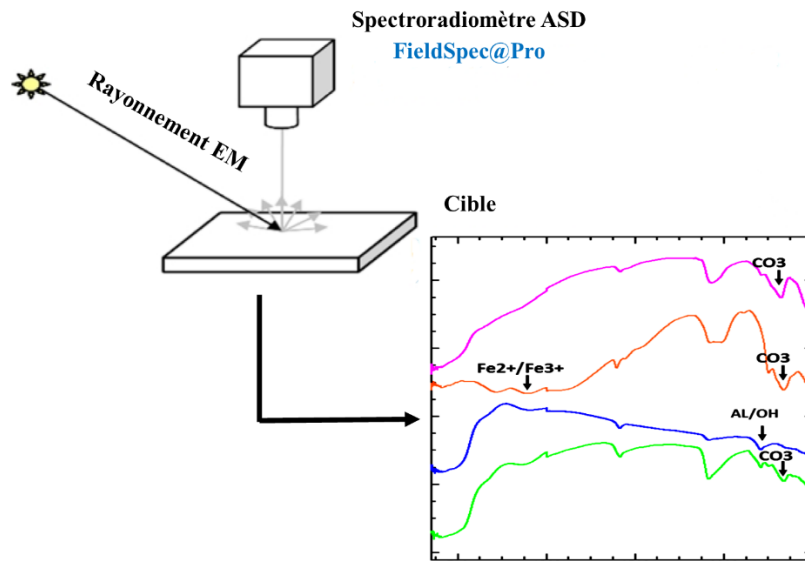


Figure 2 Principe de la Télédétection Hyperspectrale Non Imageure (Abubakar et al., 2018)

## 5- Calibration Radiométrique et Correction Atmosphérique

Dans cette section, nous discutons les corrections atmosphériques fondamentales dans la partie optique (0,3-14  $\mu\text{m}$ ) comprenant les longueurs d'onde du visible (VIS), Proche Infrarouge (NIR), Moyen Infrarouge (SWIR) et l'infrarouge thermique (TIR) du spectre électromagnétique. Au fur et à mesure que le rayonnement électromagnétique passe à travers l'atmosphère, il subit une modification de l'intensité due à l'interaction avec l'atmosphère, c'est-à-dire la diffusion, l'absorption et la transmission. Les courtes longueurs d'onde du visible et l'ultraviolet (UV) sont fortement influencés par la diffusion atmosphérique (Gupta, 2017), les longueurs d'onde du proche infrarouge (NIR) et moyen infrarouge (SWIR) sont ne pratiquement pas affectées par les effets de diffusion atmosphérique, mais ont des bandes d'absorption sélectives (chakouri et al., 2020). Pour les longueurs d'onde de l'infrarouge thermique, l'atmosphère est principalement absorbante à certaines longueurs d'onde. Le compte numérique de l'image (DN) obtenu à partir de la télédétection ne représente que la valeur relative de luminosité du pixel cible (Chander, Markham, and Helder 2009; Schott et al. 2001).

L'objectif principal des corrections atmosphériques est d'extraire les valeurs de la réflectance au sol ou d'émissivité de la surface d'une cible à partir des données images de la télédétection spatiale, en éliminant les effets atmosphériques sur la radiométrie de l'image. La conversion de la mesure télédéteectée en un paramètre physique réel tel que la réflectance au sol ou bien l'émissivité de la surface ou la température est utile, notamment dans les cas suivants :

1- Les mesures de télédétection peuvent être directement comparées aux mesures au sol, ce qui confère une plus grande validité à la technique de la télédétection.

2- Il simplifie les inter-comparaisons de données satellitaires, par exemple dans les domaines de l'évaluation quantitative des changements par télédétection spatiale.

3- Les différentes études de modélisation nécessitent d'avoir des entrées quantitatives à partir d'images de télédétection.

#### **5-1- Méthode Dark Object Subtraction (DOS)**

Une méthode simple et rapide a pour objet de corriger l'effet de diffusion (Chavez 1988; Chavez, Berlin, and Sowers 1982; Gilmore, Saleem, and Dewan 2015). Il suppose que l'eau claire et profonde et les zones d'ombre très profondes devraient avoir une réflectance nulle dans les bandes du moyen infrarouge (SWIR). Le compte numérique (DN) minimale dans toutes les bandes des courtes longueurs d'onde sur un pixel donnée est attribuée à la valeur atmosphérique et il est soustraite de toutes les autres valeurs de pixels dans les bandes spectrales respectives (Song et al. 2001; Zhang, He, and Wang 2010).

#### **5-2- Méthode de la Modélisation du Transfert Radiative (RTM)**

Les modèles du Transfert Radiatif (Radiative Transfer Modeling) fournissent un étalonnage absolu des données images de la télédétection spatiale. Cet étalonnage est appliqué en modélisant les conditions atmosphériques. Cette modélisation est basée essentiellement sur les différents paramètres atmosphériques caractéristiques d'une zone d'étude spécifique. Divers modèles tels que LOWTRAN, 5S, SMAC, 6S, MODTRAN ont été développés. En outre, plusieurs modèles disponibles dans des logiciel de traitement d'images tels que ATCOR, FLAASH, HATCH (Mather, 1987).

### 5-2-1 Correction Atmosphérique par FLAASH

La dégradation du signal par les effets de l'atmosphère est une contrainte majeure dans l'utilisation de l'imagerie satellitaire pour les études de la surface terrestre. Cette dégradation est causée par deux processus, l'absorption et la diffusion, exercée conjointement par les deux constituants majeurs de l'atmosphère, les gaz et les aérosols (Hadjimitsis et al., 2004). Les corrections atmosphériques permettent la correction de l'image des effets de la diffusion et de l'absorption atmosphérique. Pour ce faire nous avons utilisé le modèle FLAASH des corrections atmosphériques afin d'obtenir les images de réflectance au sol. Ce modèle utilise des tables de recherche ou *look-up tables* à cinq dimensions (Staenz et al., 2002), soient la longueur d'onde, la position du pixel, la vapeur d'eau atmosphérique, l'altitude du terrain et l'épaisseur optique de l'atmosphère. L'algorithme FLAASH permet la détermination de la réflectance au sol à partir de la radiance selon l'équation de conversion démontrée par (Realmuto 1995; Hadjimitsis, Clayton, and Hope 2004). Cet algorithme est basé sur le modèle de transfert radiatif MODTRAN (MODerate resolution Atmospheric TRANsmission) (Anderson et al. 2000; Kustas and Anderson 2009; Berk et al. 2005).

FLAASH se base sur plusieurs paramètres tels que :

**Elévation de la terre :** (Ground elevation) L'élévation de la scène moyenne, en kilomètre.

**La date et le temps de vol :** (Flight and time date) Fournit avec le fichier métadonnées associé avec l'image.

**Le modèle atmosphérique :** (Atmospheric model) En fonction de l'emplacement géographique de la scène.

**La visibilité :** Une évaluation de la visibilité de la scène en km.

**La résolution du MODTARN :** (MODTRAN Resolution) Une basse résolution donne proportionnellement meilleure vitesse mais moins de précision (5cm-1 est utilisée pour les capteurs hyperspectraux) (Anderson et al., 2000).

---

**CHAPITRE III**

**CADRE GEOLOGIQUE DE L'ANTI  
ATLAS MAROCAIN**

---

# 1- Contexte Géographie et Géologique de l'Anti Atlas

L'Anti-Atlas est une ceinture montagneuse au sud-ouest du Maroc, orientée ENE-WSW sur près de 800 km de longueur et 200 km de largeur (figure 3). Il s'étend approximativement de la ville de Sidi Ifni jusqu'au Jbel Saghro. Il est limité au nord par la plaine du Sous, puis, au-delà du Siroua, par la vallée de l'Oued Dades, à l'est par le Tafilalet et au sud-est par la bordure nord de la Hammada du Draa (Soulaïmani et al., 2004).

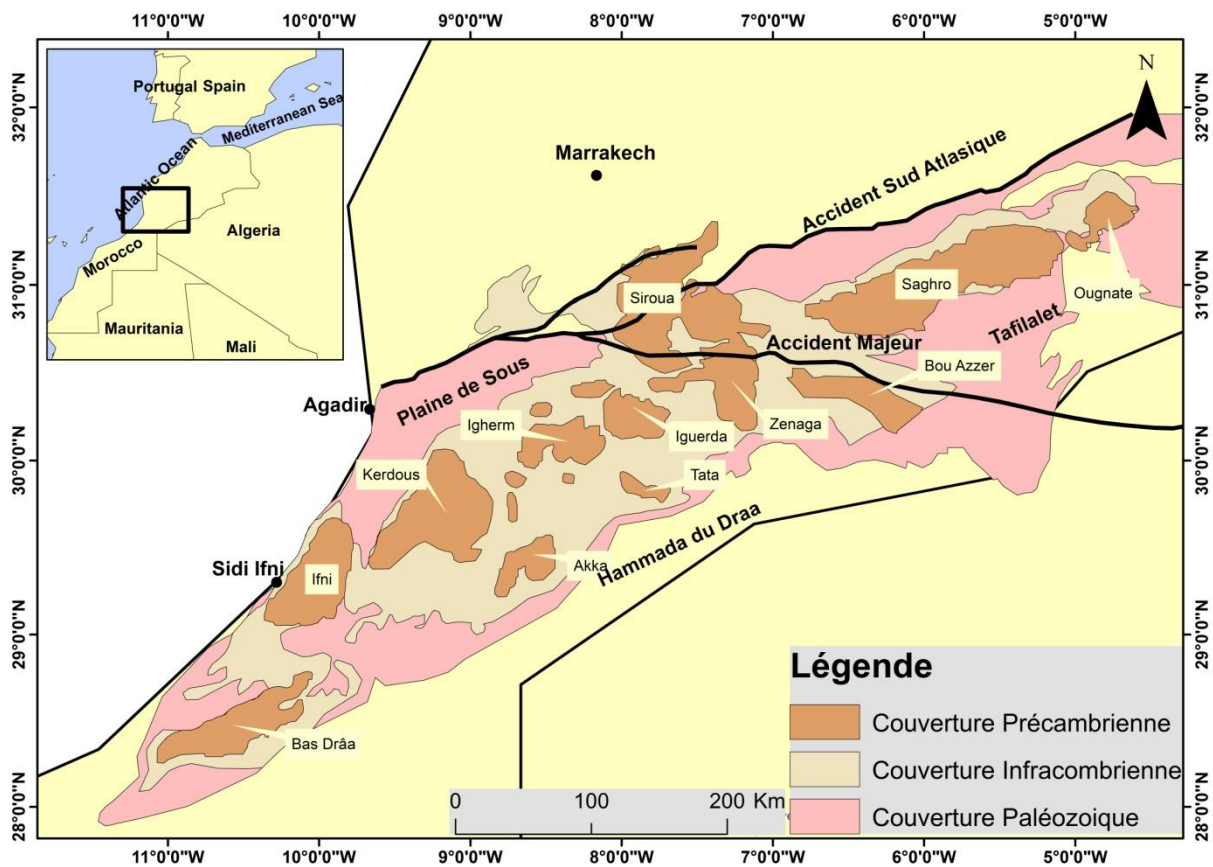


Figure 3 Cadre Géologique de l'Anti Atlas marocain (Gasquet et al., 2005a)

Du point de vue géologique, l'Anti Atlas est située entre le Haut Atlas central et le Sahara et s'étendant au sud de la chaîne du Haut Atlas et au nord du craton ouest africain (WAC) (Fekkak et al. 1999; Gasquet et al. 2005), Ce dernier est formé durant la phase de l'Orogénèse Eburnéenne qui a caractérisé l'assemblage des terrains de l'Anti Atlas. Cette ceinture montagneuse constitue un large plateau carbonaté allongé et plissé lors du serrage hercynien. Le long des axes anticlinaux s'individualisent des terrains précambriens sous forme de douze boutonnières (Soulaïmani et al., 2004).

La boutonnière de Kerdous, parmi les autres boutonnières de l'Anti Atlas marocain, présente un socle précambrien à structuration complexe et diversifiée par l'existence des formations structurales importantes à savoir Tanalt, Anzi et Tafraout (Soulaïmani et al., 2004). Le socle protérozoïque, affleure en fenêtres ou "boutonnières" et en massifs. Le terme boutonnière indique que le fond d'une dépression topographique dans la couverture paléozoïque est occupé par des terrains précambriens. L'Anti-Atlas est aussi marqué par des dykes jurassiques de composition doléritique qui est le résultat de l'ouverture de l'Atlantique central au Jurassique (Soulaïmani & Burkhard, 2008).

L'Anti-Atlas précambrien est divisé en deux grands ensembles: (1) un ensemble sudoccidental, où affleurent les formations les plus anciennes, datant du Protérozoïque inférieur (2000 Ma) et appartenant à la partie nord du craton Ouest-africain; et (2) un ensemble nord-oriental, où affleurent des formations plus récentes du Protérozoïque supérieur. Ces deux ensembles sont séparés par l'accident majeur de l'Anti-Atlas de direction moyenne ONO-ESE. L'accident majeur de l'Anti-Atlas correspond à une veille cassure reliée à l'orogénèse panafricaine et qui a rejoué par la suite.

Le socle précambrien est recouvert en discordance angulaire par une séquence stratiforme débutant par une série volcanique composée essentiellement de trachyte et d'andésite, et se poursuivant par des séries sédimentaires infracambriennes et paléozoïques. La discordance entre les séries volcaniques et sédimentaires de l'infracambrien est relativement faible mais très générale. Les séries infracambriennes, constituées d'un ensemble détritique et calcaire, sont pratiquement concordantes avec les séries paléozoïques. Ces dernières présentent une variété de lithologies comme des grès, des quartzites, des schistes, des argilites, des calcaires, des dolomies et des conglomérats.

La couverture sédimentaire infra-cambrienne plissée est largement présente dans le nord et le centre de la région étudiée. Avec cette série, appelée "Adoudounien", commence un nouveau chapitre de l'histoire de l'Anti-Atlas qui alors largement envahi par une transgression marine. Benziane et al. (1983) décrivent la succession suivante: (1) Infra-cambrien inférieur : cycle sédimentaire complet caractérisé par des dolomies et (2) Infra-cambrien supérieur: phase de régression durant laquelle se dépose la "Série Lie- De-Vin" (Gasquet et al. 2005; Fekkak et al. 1999).

- L'Infra-cambrien inférieur ou série de dolomies de base (de 100 à 400 m d'épaisseur) comportent un niveau calcaire et une assise schisteuse. Un niveau de conglomérat et d'arkose s'observe à l'ouest de Kerdous. La mer atteint Taliouine à l'est et Bou-Izakam au sud. L'Infra-cambrien se poursuit par une série dolomitique monotone et subsidente. La mer atteint alors le

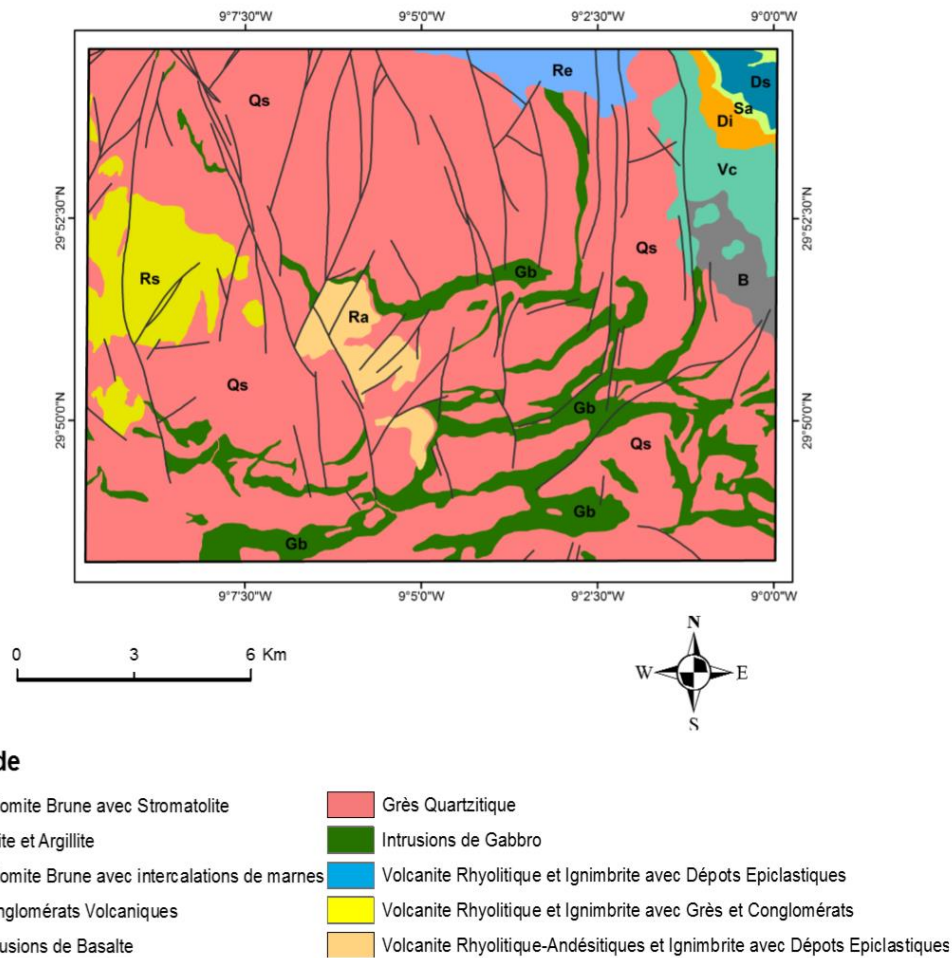
sud d'Ouarzazate au nord, El-Aïoun du Dra et Bou-Azzer à l'est. Ces formations sont horizontales ou peu plissées.

- L'Infra-cambrien supérieur ou série lie-de-vin: c'est l'époque d'une récession de vaste envergure. La mer se retire dans la région de Tiznit (nord d'Ifrii), et le reste de la chaîne se recouvre de dépôts continentaux rouges et violacés. Au sommet de la série à l'ouest, quelques niveaux calcaires et dolomitiques s'intercalent dans les schistes car une nouvelle transgression démarre à l'ouest, précédant de multiples allées et venues, et atteignant des zones de plus en plus orientales. La puissance de la série lie-de-vin est de l'ordre de 600 m, mais elle diminue en allant vers l'est.

## **2- Contexte Géographique et Géologique de la Zone d'Etude**

La zone d'étude est située entre les latitudes  $28^{\circ} 4' 20.56''$  N " et  $32^{\circ} 7' 0.38''$  N et les longitudes  $4^{\circ} 32' 34.93''$  W " et  $11^{\circ} 15' 3.93''$  W. Cette zone d'étude est constituée de brèches et de roches volcaniques qui se séparent de façon discontinue sur les limites inulaires du Kerdous dans la Formation du Tanalt du Groupe de Ouarzazate (Figure 4).

Au nord-est de la boutonnière de Kerdous, les quartzites néoprotozoïques de Jbel Lkest sont tronqués par une extension en pendage NE associé à des conglomérats de la Formation de Tanalt. Au nord-est du secteur d'étude, le Cambrien inférieur est représenté par les formations sédimentaires de dolomies et d'argilites du groupe Taroudant (formations d'Adoudou et d'Iz'riyne). Les vulcanites et les ignimbrites ryolitiques caractérisent la formation néoprotozoïque Ait-Baha (Hefferan et al., 2000). La carte géologique utilisée dans cette étude est la carte géologique de Tanalt (1:50 000), publiée en 2001 par le ministère de l'Industrie, du Commerce, de l'Énergie et des Mines et préparée par le *British Geological Institute*. Les failles et fractures de la zone d'étude, aux orientations diverses, reflètent les multiples déformations qui ont affecté la région au cours du temps géologique. De plus, la zone d'étude doit être considérée comme une zone d'exploration minière prometteuse par plusieurs institutions de recherche en raison de l'histoire géologique de la ceinture anti Atlas et de l'abondance des dépôts miniers.



**Figure 4 Carte Lithologique de la zone d'étude extraite de la carte géologique 1/50 000 de Tanalt**

La zone d'étude présente une végétation moyenne à dense, caractérisée par des arbres et de petites plantes au climat semi-aride (Figures 5 et 6). Elle est remarquable dans plusieurs unités lithologiques. La validation du résultat se fait à partir de l'enquête de terrain. Le rehaussement de la végétation est important pour qu'elle soit prise en considération dans la présente étude.



**Figure 5** Végétation éparses sur volcanite et Ignimbrite



**Figure 6** Végétation dense sur Siltite et argilite



**Figure 7 Photos des faciès lithologiques: (a) Dolomite brune avec intercalations de marnes (b) Grès Quartzitique (c) Intrusions de Gabbro (d) Siltite et Argillite (e) Volcanite and Ignimbrite Rhyolitiques avec des Dépôts Epiclastiques (f) Conglomérats Volcaniques**

---

**CHAPITRE IV**

**MATERIELS ET METHODES**

---

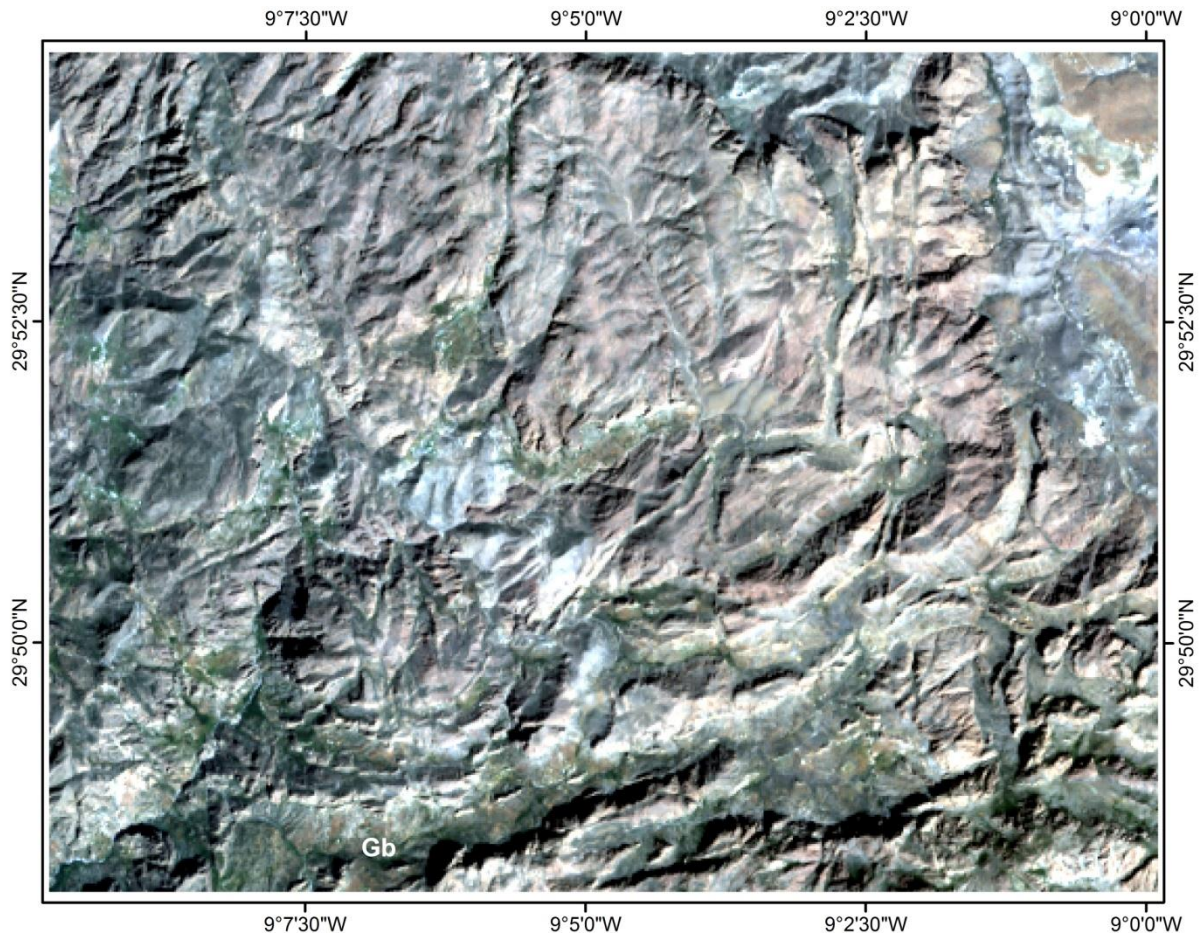
## 1- Données Utilisées

### 1-1 Données LANDSAT 8 OLI

L'instrument Landsat 8 OLI (Operational Land Imager) est un capteur imageur multispectral lancé au bord de la plateforme Landsat 8 en Février 2013. Il couvre une gamme spectrale contenant 9 bandes spectrales allant du visible au moyen infrarouge avec une résolution spatiale de 30 mètres et de 15 mètres pour la bande panchromatique (<http://landsat.usgs.gov/>). Le capteur OLI enregistre l'énergie réfléchiée en cinq bandes spectrales dans le VNIR en plus de la bande panchromatique et trois bandes spectrales dans le SWIR. Chaque scène OLI couvre une superficie de 170 x 183 km. La Figure 3 représente l'image Landsat 8 OLI de la zone d'étude de Kerdous dans l'Anti Atlas marocain.

Tableau 1 Bandes Spectrales du Capteur LANDSAT 8 OLI

OLI (Operational Land Imager)	Bande Spectrale (µm)		Résolution spatiale (m)
	1-(aérosol côtière)	0.43 - 0.45	30
2-Bleu	0.45 - 0.51	30	
3-Vert	0.53 - 0.59	30	
4-Rouge	0.64 - 0.67	30	
5-Proche Infrarouge	0.85 - 0.88	30	
6-Moyen Infrarouge	1.57 - 1.65	30	
7-Moyen Infrarouge	2.11 - 2.29	30	
8-Panchromatique	0.50 - 0.68	30	
9-Cirrus	1.36 - 1.38	15	



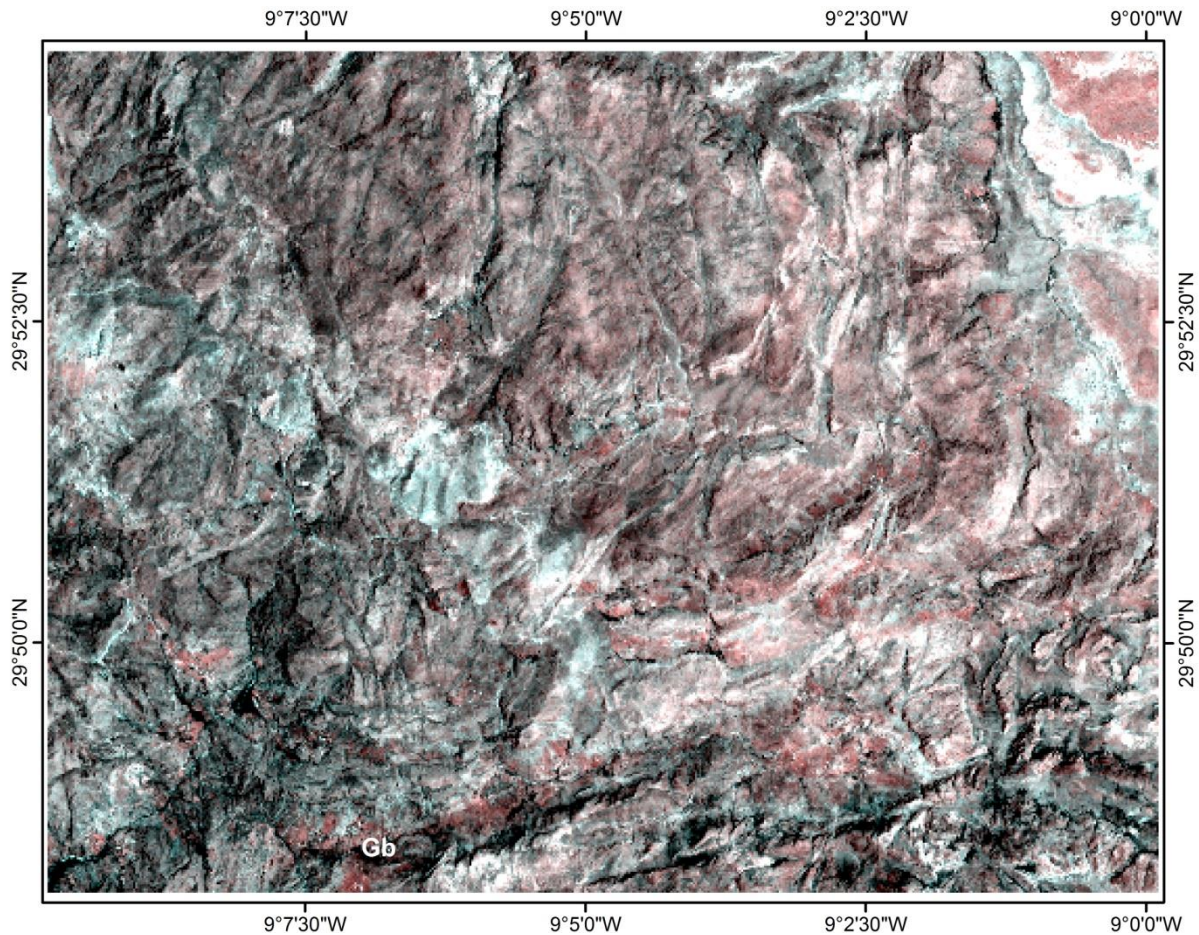
**Figure 8** Aperçu de l'image LANDSAT 8 OLI de la zone d'étude

### **1-2 Données Terra ASTER**

L'instrument ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) est un capteur imageur multispectral lancé au bord de la plateforme EOS Terra de la NASA en Décembre 1999. Il couvre une large gamme spectrale contenant 14 bandes spectrales allant du visible à l'infrarouge thermique avec une résolution spatiale de 15, 30 et 90 mètres dans le VNIR, SWIR et TIR respectivement (Rowan & Mars, 2003a). Le capteur ASTER enregistre l'énergie réfléchiée en trois bandes spectrales dans le VNIR et six bandes spectrales dans le SWIR. En outre, il enregistre l'énergie émise en cinq bandes spectrales dans le TIR. Chaque scène ASTER couvre une superficie de 60 x 60 km. La figure 4 représente une scène de l'image Terra ASTER de la zone d'étude.

**Tableau 2 Bandes Spectrales du Capteur Terra ASTER**

Domaine spectral	Bande Spectrale ( $\mu\text{m}$ )		Résolution spatiale (m)
VNIR	1	0.52–0.60	15
	2	0.63–0.69	15
	3N	0.78–0.86	15
	3B	0.78–0.86	15
SWIR	4	1.600–1.700	30
	5	2.145–2.185	30
	6	2.185–2.225	30
	7	2.235–2.285	30
	8	2.295–2.365	30
	9	2.360–2.430	30
TIR	10	8.125–8.475	90
	11	8.475–8.825	90
	12	8.925–9.275	90
	13	10.25–10.95	90
	14	10.95–11.65	90



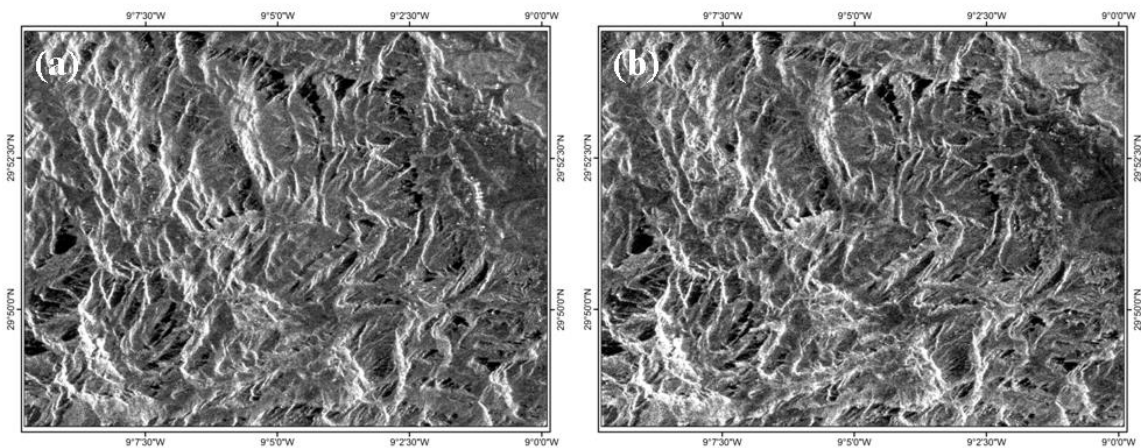
**Figure 9 Aperçu de l'image Terra ASTER de la zone d'étude**

### **1-3 Données radar ALOS PALSAR**

Pour l'image ALOS PALSAR L1.5 en bande L, elle est acquise le 18 juillet 2007, selon le mode *Fine Beam* (double polarisation) avec les polarisations (HH) et (HV) et un angle d'incidence de  $34,3^\circ$  (Figure 10). Les données ALOS PALSAR L1.5 sont multi-vues et ont quatre vues avec un espacement de pixels égal à 12,5 m. Le logiciel ASF MapReady version 3.1.24, développé par ALASKA SATELLITE FACILITY (ASF), a été utilisé pour prétraiter les données ALOS PALSAR L1.5 (Monzon et al. 2012; de Oliveira Andrades Filho and de Fáltima Rossetti 2012).

Au départ, l'étalonnage radiométrique a été appliqué aux données ALOS PALSAR, ce qui implique d'éliminer l'influence trompeuse de la topographie sur les valeurs de rétrodiffusion. Le filtrage du chatoiement a également été appliqué aux données ALOS PALSAR, ce qui permet de réduire le bruit et de préserver la structure des données d'image en

filtrant les surfaces homogènes et en préservant les bords. De plus, les bruits de chatoiement dans les données RSO sont générés par l'interférence cohérente des ondes rétrodiffusées par la surface rugueuse de la Terre et compliquent le problème d'interprétation des images. De plus, le logiciel ASF MapReady génère des images de données simulées sans chatoiement. La correction géométrique comme processus de correction des distorsions géométriques et des erreurs de géolocalisation, a été appliquée en utilisant ALOS PALSAR DEM et l'image a été géocodée sur une projection cartographique. Les distorsions géométriques sont induites par l'imagerie à visée latérale, et sont aggravées par le terrain accidenté. Ainsi, la correction de terrain déplace les pixels de l'image dans la bonne relation spatiale les uns avec les autres.



**Figure 10** Image radar ALOS PALSAR : (a) image en polarisation HH, (b) image en polarisation HV.

#### **1-4 MNT ALOS PALSAR**

Le MNT ALOS PALSAR à 12,5 m de résolution spatiale, téléchargé du centre d'archives actives distribuées (DAAC) de l'Alaska Satellite Facility (ASF), a été utilisé pour identifier et extraire automatiquement les pentes et les zones ombragées (Monzon et al. 2012; Pour and Hashim 2015).

#### **1-5 Données Spectroradiométriques ASD (Analytical Spectral Device)**

L'appareil ASD utilisé dans la présente étude est équipé de trois détecteurs opérant dans les régions spectrales du VIS, NIR et SWIR, entre 0.35 et 2.5  $\mu\text{m}$ . Ces caractéristiques assurent une acquisition spectrale continue en bandes étroites et contiguës avec un pas

d'échantillonnage de 1.4 nm. Après, le système ré-échantillonne les mesures avec un pas d'échantillonnage de 1 nm. Ce qui permet une acquisition continue par 2151 bandes pour chaque spectre. De plus, l'ASD donne l'opportunité aux utilisateurs de collecter des spectres de réflectance de haute qualité sur une large gamme de surfaces, avec un rapport signal/bruit réduit (Adiri et al., 2020).

## **2- Prétraitement**

### **2-1 Image LANDSAT 8 OLI**

L'image LANDSAT 8 OLI utilisée est de niveau 1T (*Corrected Terrain*) du *Land Processes Distributed Active Archive Center de la NASA* (DAAC). Elle est acquise le 3 août 2014. L'image est calibrée radiométriquement en une image de réflectance apparente TOA (Top Of Atmosphere), puis elle est corrigée des effets atmosphériques en appliquant l'algorithme Dark Object Subtraction (DOS).

### **2-2 Image Terra ASTER**

L'image Terra ASTER est obtenue via le système Reverb (<http://reverb.echo.nasa.gov/reverb>) intégré à EOSDIS (Earth Observing System Data and Information System de la NASA). L'image est de niveau L1B acquise le 02 juillet 2002. La correction atmosphérique de l'image ASTER est achevée par l'application de l'algorithme FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hyper-cubes) pour produire l'image de réflectance du sol. De plus, l'image ASTER de niveau 1B a d'abord été corrigée des effets de diaphonie à l'aide du logiciel de correction automatique de diaphonie (Kruse, 2002). Cet effet de diaphonie est dû à la dispersion de la lumière incidente dans la bande 4, qui est diffusée dans le plan focal d'autres bandes SWIR, provoquant l'apparition de bruit et d'anomalies connexes à l'interface terre-eau (Iwasaki & Tonooka, 2005).

### **2-3 Image Radar ALOS PALSAR**

Pour l'image ALOS PALSAR L1.5 en bande L, elle est acquise le 18 juillet 2007, selon le mode faisceau fin (double polarisation) avec les polarisations (HH) et (HV) et un angle d'incidence de 34,3°. Les données ALOS PALSAR L1.5 sont multi-lookées et ont quatre apparences avec un espacement de pixels égal à 12,5 m. La version 3.1.24 du logiciel ASF MapReady, développée par ALASKA SATELLITE FACILITY (ASF), a servi à prétraiter les données ALOS PALSAR L1.5 (Monzon et al., 2012).

En premier lieu, l'étalonnage radiométrique a été appliqué aux données ALOS PALSAR, ce qui implique l'élimination de l'influence trompeuse de la topographie sur les valeurs de rétrodiffusion. Le filtrage du chatoiement a également été appliqué aux données

ALOS PALSAR, qui permettent de réduire le bruit et de préserver la structure de l'image en filtrant les surfaces homogènes et en préservant les bords. De plus, les bruits de chatoiement dans les données SAR sont générés par l'interférence cohérente des ondes rétrodiffusées par la surface rugueuse de la Terre et compliquent le problème d'interprétation des images (G. Li et al., 2012). De plus, le logiciel ASF MapReady génère des images de données simulées sans chatoiement. La correction géométrique comme processus de correction des distorsions géométriques et des erreurs de géolocalisation, elle a été appliquée en utilisant ALOS PALSAR DEM et l'image a été géocodée en projection cartographique. Les distorsions géométriques sont induites par l'imagerie à visée latérale et sont aggravées par le relief accidenté. Ainsi, la correction de terrain déplace les pixels de l'image dans la bonne relation spatiale les uns avec les autres (Monzon et al., 2012).

## **2-4 Modèle Numérique du Terrain ALOS PALSAR**

Le modèle numérique du terrain de ALOS PALSAR est acquis avec une résolution de 12,5 m et téléchargé de l'Alaska Satellite Facility (ASF) Distributed Active Archive Center (DAAC). Ce modèle a été utilisé pour identifier et extraire automatiquement la pente et les zones ombragées.

## **3- Traitement**

### **3-1 Cartographie Lithologique et Minéralogique**

#### *3-1-1 Méthode OIF*

La méthode OIF (Optimum Index Factor) est une approche statistique utilisée pour sélectionner la meilleure composition colorée pour la bonne visualisation d'une image satellitaire, Cette méthode qui a été développée (Chavez et al., 1982), permet de déterminer la composition colorée contenant le maximum d'informations et la moindre redondance. Cette approche est utilisée afin de bien rehausser les unités lithologiques, elle s'est calculée par la formule suivante (1) :

$$(1) OIF = \frac{\sum(\text{écarts types } (i,j,k))}{\sum(CC (i,j), CC (i,k), CC (k,j))}$$

i, j, k sont les trois bandes spectrales sélectionnées

CC : coefficient de corrélation

### *3-1-2 Méthode d'étirement par décorrélation*

La méthode decorrelation stretching est une transformation radiométrique utilisée pour décorréler la composition colorée d'une image multispectrale. Elle est appliquée au composé coloré sélectionné de l'image ASTER par la méthode OIF afin de rehausser les unités lithologiques mises en étude.

### *3-1-3 Matrice de Corrélation*

La matrice de corrélation est souvent utilisée en traitement de l'imagerie spatiale pour déterminer les bandes les moins corrélées pour des traitements subséquents tels que les fausses compositions colorées.

### *3-1-4 Ratios de Bandes et Indices Spectraux*

La méthode de *ratio de bandes* a été largement utilisée en cartographie lithologique et minéralogique puisqu'elle permet de discriminer les unités lithologiques et identifier les différents minéraux d'altérations hydrothermales. Cette transformation spectrale réduit l'effet de la topographie et la différence de brillance dans une image satellitaire.

### *3-1-5 Méthode d'Analyse en Composantes Principales*

La méthode ACP (Analyse en composantes principales) est une méthode statistique s'appliquant à une image satellitaire afin de réduire le nombre de bandes spectrales contenant l'information non-redondante dans les images multispectrales. Elle consiste à transformer l'ensemble de données images à variables corrélées au nouvel ensemble de données images à variables non-corrélées à fin rehausser toutes les composantes spectrales que contiennent l'image.

### *3-1-6 Méthodes de classification des images*

Une classification est une approche d'analyse quantitative et qualitative de données spectrales de la télédétection spatiale. Elle consiste à regrouper les données en classes thématiques. Une classification consiste à rassembler en classes thématiques des surfaces ou

pixels spectralement similaires. Les méthodes de classification peuvent être séparées en deux groupes :

- Les méthodes de classification non supervisées (Unsupervised Classification) : les images satellitaires sont classées en fonction de leurs caractéristiques spectrales, sans aucune information au préalable sur la nature des objets ou cibles à classifier. L'utilisateur peut intervenir pour déterminer le nombre de classes souhaité, un seuil minimum et le nombre maximal ou minimal d'itérations.
- Les méthodes de classification supervisées (Supervised Classification) : les données sont classées en se basant sur des zones d'apprentissage déterminées par l'utilisateur. Les méthodes utilisées dans cette étude sont des approches supervisées, appelées classification par maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood) et classification par la méthode SVM.

*(a) Classification par Maximum de Vraisemblance (Maximum Likelihood)*

L'algorithme de classification par Maximum de Vraisemblance (Maximum Likelihood) est l'une des classifications paramétriques bien connues utilisées pour la classification supervisée. La classification par maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood) suppose que les données de chaque classe dans chaque bande soient distribuées d'une façon normale et elle calcule leur probabilité qu'un pixel donné appartienne à une classe spécifique. Si le seuil de probabilité n'est pas sélectionné, tous les pixels sont classifiés et chaque pixel est assigné à la classe qui a la probabilité la plus élevée. Si la probabilité la plus élevée est inférieure au seuil spécifié, le pixel reste non classifié.

*(b) Classification par Support Vector Machine (SVM)*

La méthode de classification SVM (Support Vector Machine) est l'une des algorithmes de classification supervisée largement utilisée sur la base de la théorie de l'apprentissage statistique (De Boissieu et al. 2018; Bachofer et al. 2015). Le mécanisme de la classification SVM est basé sur un hyperplan maximisé pour classifier l'image selon les régions d'intérêts données. Le choix de l'hyperplan est celui qui représente la plus grande séparation entre deux classes pour minimiser la mixture spectrale (Ge et al., 2018).

## 3-2 Cartographie Linéamentaire

### 3-2-1 Algorithme Module Line

Le module PCI-Line du logiciel PCI Geomatica est un algorithme développé par pour la cartographie linéamentaire. Il est testé par plusieurs auteurs pour la cartographie des linéaments géologiques et il a donné des bons résultats. Dans ce travail, cet algorithme est appliqué en utilisant les images PC3 des données Terra ASTER et Landsat 8 OLI. L'utilisation de l'analyse en composantes principales (ACP) permet de rehausser le contraste tonal et géomorphologique lié aux linéaments géologiques.

**Filters Radius** est la distance de pixel du filtrage de détection de bord de telle sorte que les valeurs les plus faibles sont utilisées pour détecter plus de détails (les bords linéaires), mais les valeurs élevées sont utilisées pour minimiser la détection de bruit.

**Edge Gradient Threshold** spécifie le seuil minimal du changement de luminosité qui définit un pixel de bord. Ses valeurs varient entre 0 et 255 sur une échelle de gris de 8 bits pixel.

**Curve Length Threshold** spécifie le seuil minimal de courbure (en pixels) utilisé pour la cartographie des objets linéaires courbés considérés aussi comme des linéaments.

**Line Fitting Error Threshold** spécifie l'erreur maximale (en pixels) permis à assigner un vecteur arc ou polyligne à des pixels définissant un objet courbé, de telle sorte que les valeurs les plus basses donnent de meilleurs ajustements en utilisant un certain nombre de lignes et arcs courts avec plus de segments, tandis que les valeurs plus élevées produiront des ajustements grossiers utilisant des lignes plus longues et des arcs avec moins de segments.

**Angular Difference Threshold** spécifie l'angle maximal (en degrés) entre deux segments de polyligne ou arc voisins. Les valeurs de ce paramètre varient entre 0 et 90° et que 30° est la valeur par défaut.

**Linking Distance Threshold** est la distance minimale possible (en pixels) entre les points d'extrémité d'une polyligne et arc pour qu'ils puissent être liés.

Les valeurs des paramètres cités ci-dessus sont choisies en se basant sur les différents tests appliqués et les études bibliographiques cités auparavant permettant de trouver la bonne correspondance entre les linéaments extraits et les différentes structures morpho-géologiques (Failles et Linéaments photo-géologiques) existantes dans le site d'étude.

Afin de mieux analyser la répartition spatiale des linéaments extraits, l'analyse spatiale des linéaments est appliquée en deux étapes :

- une première étape consiste à analyser les linéaments sur toute l'étendue de la zone d'étude c'est-à-dire sur l'image entière;
- une deuxième étape consiste à diviser l'image de la zone d'étude en quatre secteurs pour optimiser l'analyse des résultats et faciliter leur interprétation ;

### *3-2-1 Filtrage Directionnel*

Le filtrage directionnel est une technique de filtrage dans le domaine spatial et un filtre d'amélioration des contours qui améliore sélectivement les caractéristiques de l'image ayant des gradients de direction spécifiques. Le filtrage consiste à changer la valeur d'un pixel en fonction de celle de ses voisins (Cetin, 2007). Cette technique est très utile dans le traitement d'images radar et optique pour l'amélioration des contours, l'interprétation visuelle et l'extraction manuelle des linéaments des éléments géo-structurels en utilisant la fréquence spatiale locale. C'est une technique largement utilisée dans les applications géologiques pour mettre en évidence les structures et linéaments géologiques (Tamani et al., 2019). L'objectif visé dans l'application de filtres par des études était de trouver la meilleure façon d'identifier les linéaments et d'améliorer l'information géo-structurelle dans les images correspondant aux discontinuités structurelles. Le filtrage directionnel est conçu pour mettre en évidence les caractéristiques spécifiques d'une image en fonction de leur fréquence liée à la texture. L'algorithme de filtrage directionnel produit la première différence de l'image d'entrée dans les directions verticale, horizontale et diagonale. En conséquence, de nombreuses arêtes supplémentaires d'orientations diverses sont mises en valeur. L'amélioration des contours s'effectue par convolution des données d'origine avec un masque ou un noyau pondéré.

---

**CHAPITRE V**

**RESULTATS ET DISCUSSIONS**

---

# 1- Cartographie Lithologique

## 1-1 Approche OIF et Etirement par Décorrélation

### 1-1-1 Données LANDSAT 8 OLI

Dans cette section, la discrimination des unités lithologiques se base essentiellement sur l'interprétation visuelle des composés colorés résultants et qu'aucun traitement spectral n'est appliqué. Les méthodes du facteur d'indice optimal (OIF) et l'étirement par décorrélation (Decorrelation Stretching) sont utilisés pour rehausser les unités lithologiques dans la zone d'étude. L'indice OIF est calculé pour l'image OLI et trois fausses composés colorés RGB sont choisis dont le composé coloré RGB des bandes 651 (figure 11) est celui qui contient le plus d'informations. Les tableaux 3 et 4 montrent l'OIF des trois composés colorés RGB et les valeurs de la matrice de corrélation de l'image OLI, respectivement :

**Tableau 3 Valeurs OIF des trois composés colorés sélectionnés de l'image OLI**

	<b>Bleu</b>	<b>Vert</b>	<b>Rouge</b>	<b>Valeur OIF</b>
	bande 1	bande 5	bande 6	71.42
<b>Composés</b>	bande 1	bande 5	bande 7	71.02
<b>Colorés</b>	bande 2	bande 5	bande 7	69.24

Les trois composés colorés RGB 651, RGB 751 et RGB 752 exposent presque le même rehaussement des unités lithologiques (figure 11). En analysant les valeurs OIF (tableau 3), On démontre que celles des deux composés colorés RGB 651 et RGB 751 sont rapprochées ce qui est expliqué par la forte corrélation entre les bandes 6 et 7 (Tableau 4). D'autre part, les bandes 7 et 5 présentent une valeur de corrélation relativement faible et par contre une très forte corrélation entre les bandes 1 et 2.

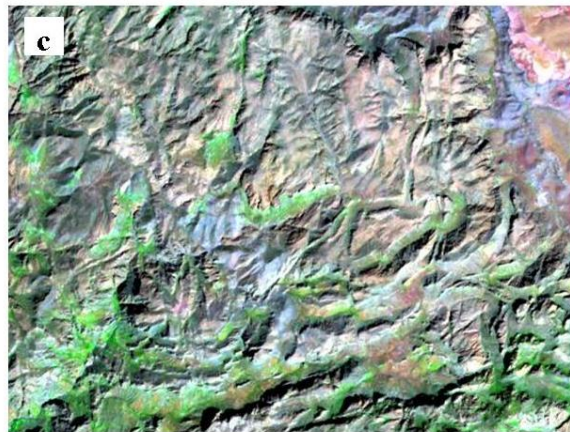
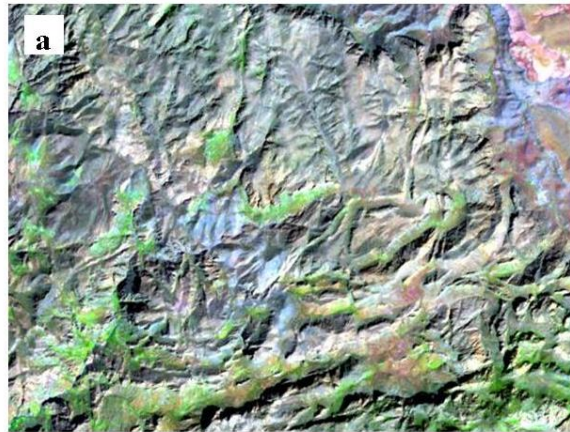


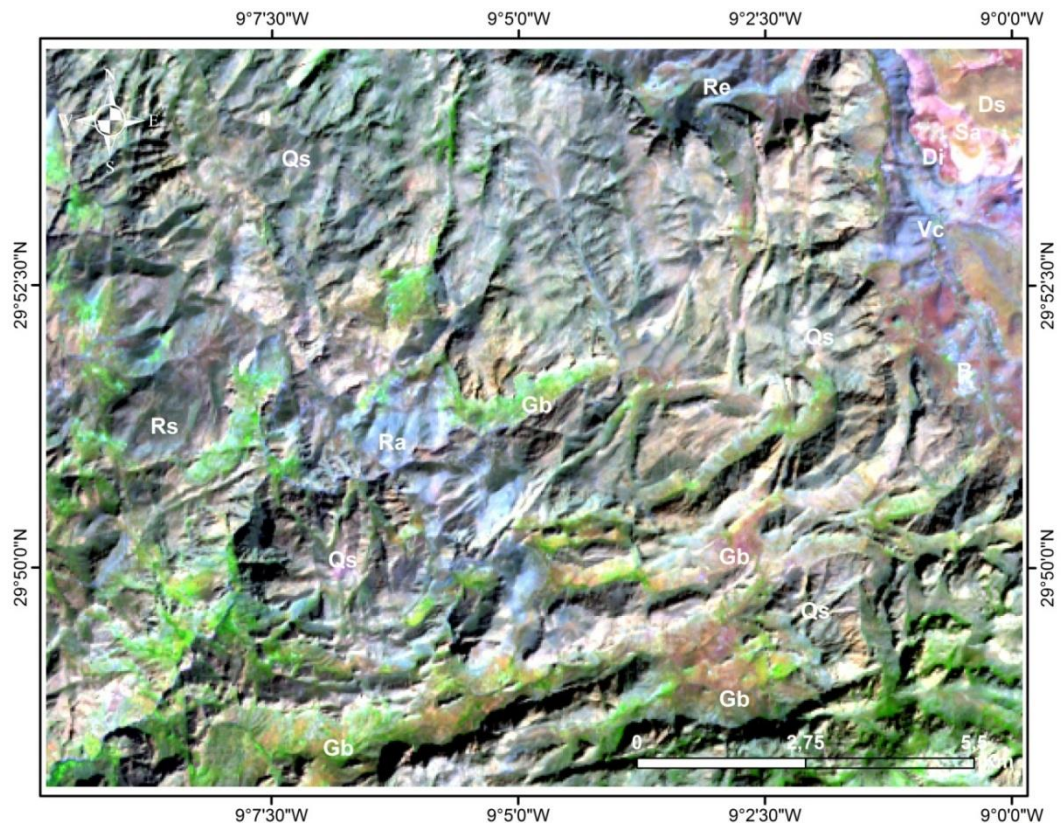
Figure 11 Composés Colorés Sélectionnés OLI OIF : (a) RGB 651, (b) RGB 751, (c) RGB 752

**Tableau 4 Matrice de corrélation de l'image OLI**

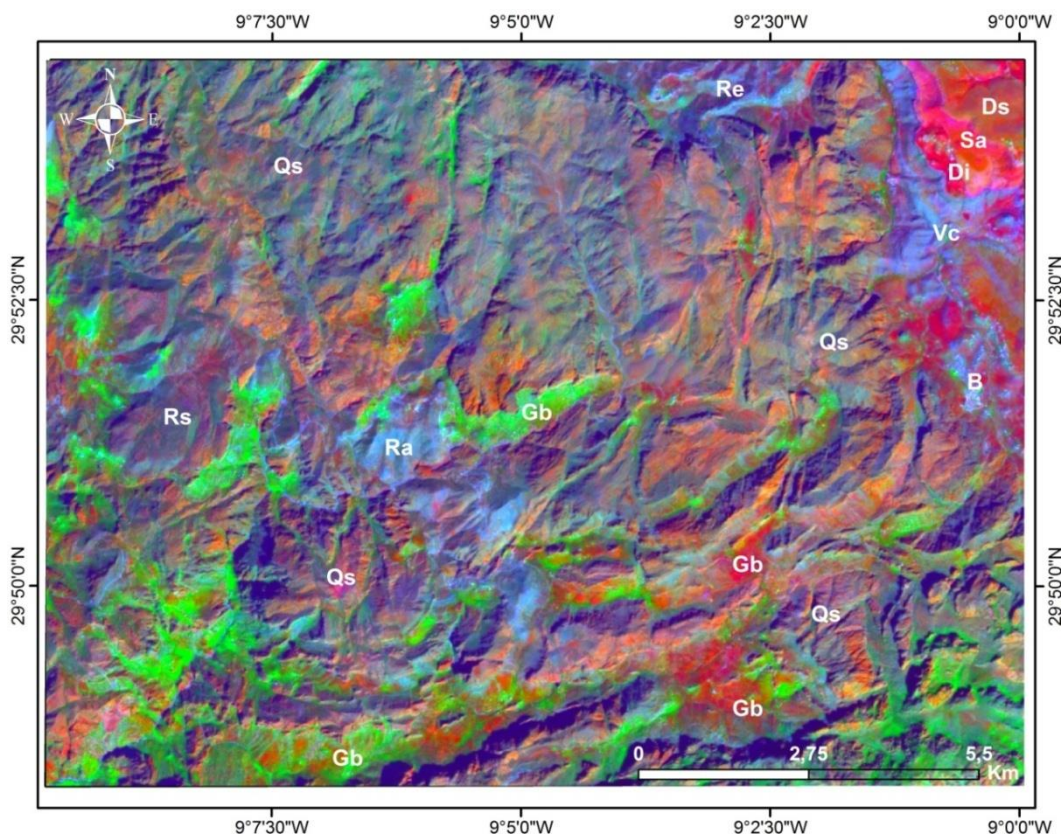
<b>Bandes OLI</b>	<b>Bande 1</b>	<b>Bande 2</b>	<b>Bande 3</b>	<b>Bande 4</b>	<b>Bande 5</b>	<b>Bande 6</b>	<b>Bande 7</b>
<b>Bande 1</b>	1						
<b>Bande 2</b>	0,99	1,00					
<b>Bande 3</b>	0,96	0,98	1,00				
<b>Bande 4</b>	0,93	0,95	0,98	1,00			
<b>Bande 5</b>	0,74	0,79	0,85	0,83	1,00		
<b>Bande 6</b>	0,78	0,82	0,88	0,91	0,85	1,00	
<b>Bande 7</b>	0,85	0,86	0,90	0,93	0,79	0,96	1,00

La figure 12 illustre le composé coloré RGB 651 sans appliquer la méthode d'étirement par décorrélation dont le rehaussement des unités lithologiques n'est pas assez distinctif comme pour le cas en appliquant ladite méthode. Subséquemment, La discrimination des unités lithologiques en appliquant la méthode d'étirement par décorrélation s'est avérée important pour le bon rehaussement de la lithologie de la zone d'étude.

A la lumière des résultats obtenus, le composé coloré RGB 651 sélectionné est décorrélé en appliquant la méthode d'étirement par corrélation (Decorrelation Stretching) afin d'améliorer l'affichage et de démontrer plus de détails (Figure 13).



**Figure 12** Composé Coloré OLI OIF RGB 651 sans étirement par décorrélation



**Figure 13** Composé Coloré OLI OIF RGB 651 en appliquant l'étirement par décorrélation

Le composé coloré sélectionné RGB 651 de l'image OLI, montre une bonne discrimination des unités lithologiques abondantes de grès quartzitique (Qs) et des intrusions de gabbro (Gb) et se distinguent par des couleurs brun-orange et verte respectivement. La volcanite rhyolitique-andésitique et l'ignimbrite à dépôts épicastiques (Ra) sont cartographiées par la couleur bleue tandis que la volcanite rhyolitique et l'ignimbrite à grès et conglomérats (Rs) sont identifiées par la couleur bleu-grenat. La dolomie brune avec intercalations de marne (Di) apparaît en rouge-rose et le siltite et argilite (Sa) sont également discriminées par la couleur rose-orange. De plus, l'unité lithologique des conglomérats volcaniques (Vc) est cartographiée en bleu clair. En ce qui concerne les intrusions de basalte (B), il semble grenat. La volcanite rhyolitique et l'ignimbrite à dépôts épicastiques (Re) sont cartographiées par la couleur bleue. Enfin, la dolomie brune avec stromatolite (Ds) apparaît en couleur orange-rouge.

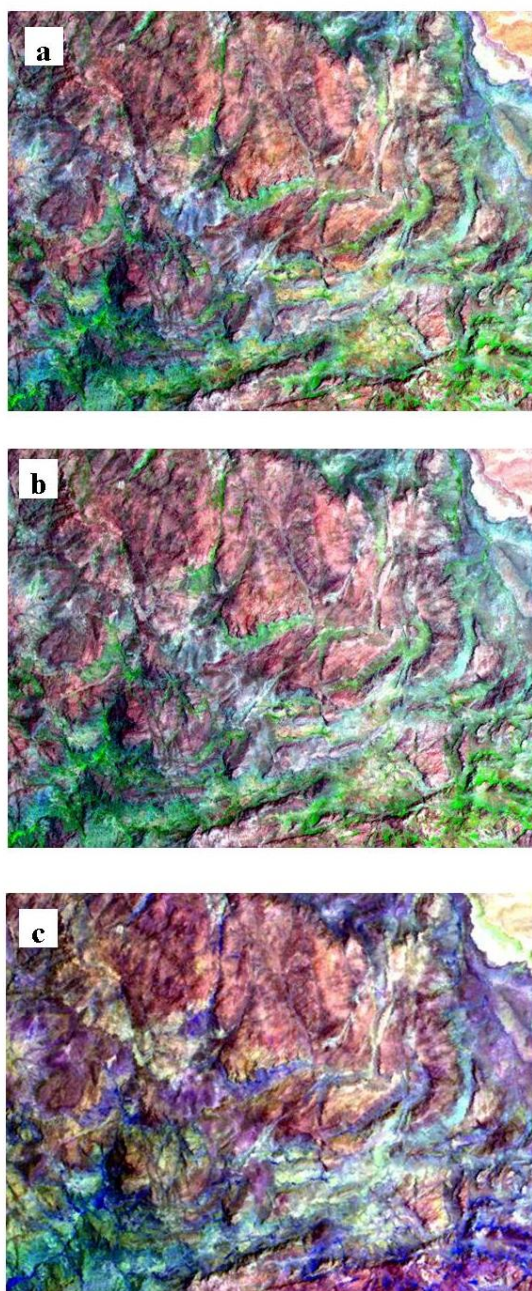
Le rehaussement des différentes unités lithologiques a été faite sans appliquer des tests répétitifs afin de trouver le meilleur composé coloré. De plus, aucune transformation spectrale n'est appliquée pour cartographier la lithologie de la zone d'étude.

#### *1-1-2 Données Terra ASTER*

De même pour les données Terra ASTER, Les méthodes du facteur d'indice optimal (OIF) et l'étirement par décorrélation (Decorrelation Stretching) sont appliqués pour cartographier les unités lithologiques existantes dans la zone d'étude en utilisant les données Terra ASTER. L'indice OIF est calculé pour l'image ASTER et trois fausses composés colorés RGB sont choisis et dont le composé coloré RGB 931 (figure 14) est celui qui contient le maximum d'information (OIF = 83.34). Le tableau 5 montre le classement des valeurs OIF des trois composés colorés RGB:

**Tableau 5 Valeurs OIF des trois composés colorés sélectionnés de l'image ASTER**

	<b>Bleu</b>	<b>Vert</b>	<b>Rouge</b>	<b>OIF</b>
<b>Composés colorés</b>	bande 1	bande 3	bande 9	83.34
	bande 2	bande 3	bande 9	80.94
	bande 3	bande 4	bande 9	80.42



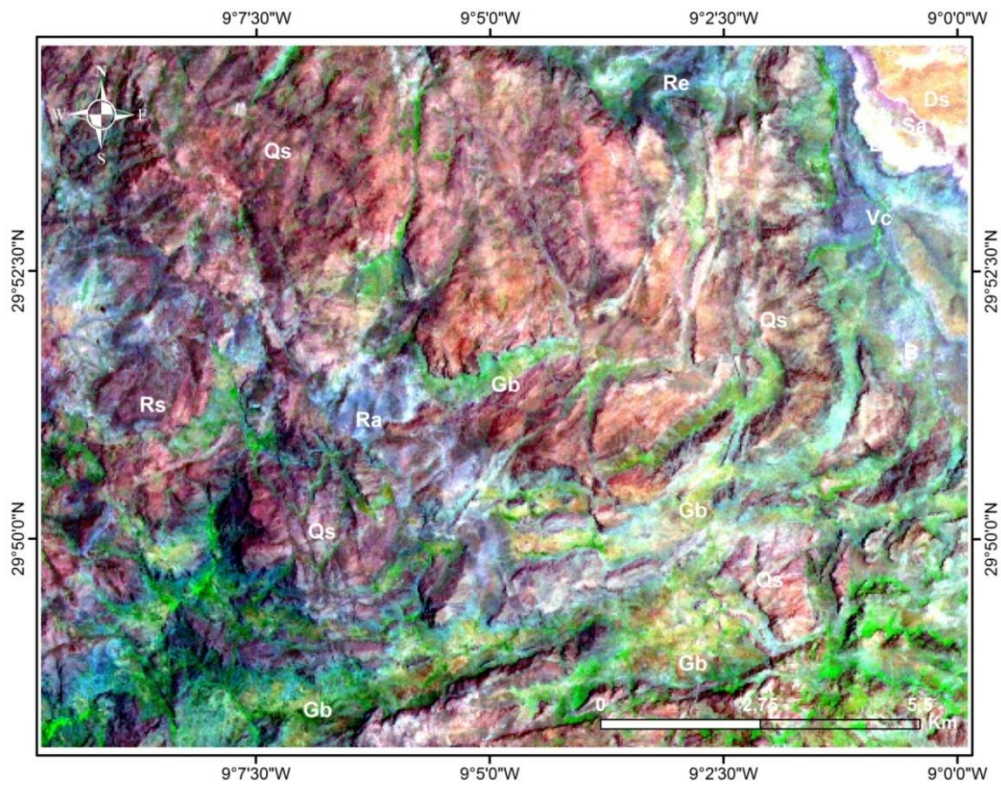
**Figure 14 Composés Colorés Sélectionnés OIF ASTER : (a) RGB 931, (b) RGB 932, (c) RGB 943**

La matrice de corrélation a été utilisée afin de valider le résultat de la méthode OIF (Tableau 6). Les bandes du SWIR présentent une forte corrélation et la bande 1 montre une faible corrélation avec les bandes 3 et 9 ce qui justifie le classement des valeurs OIF calculées.

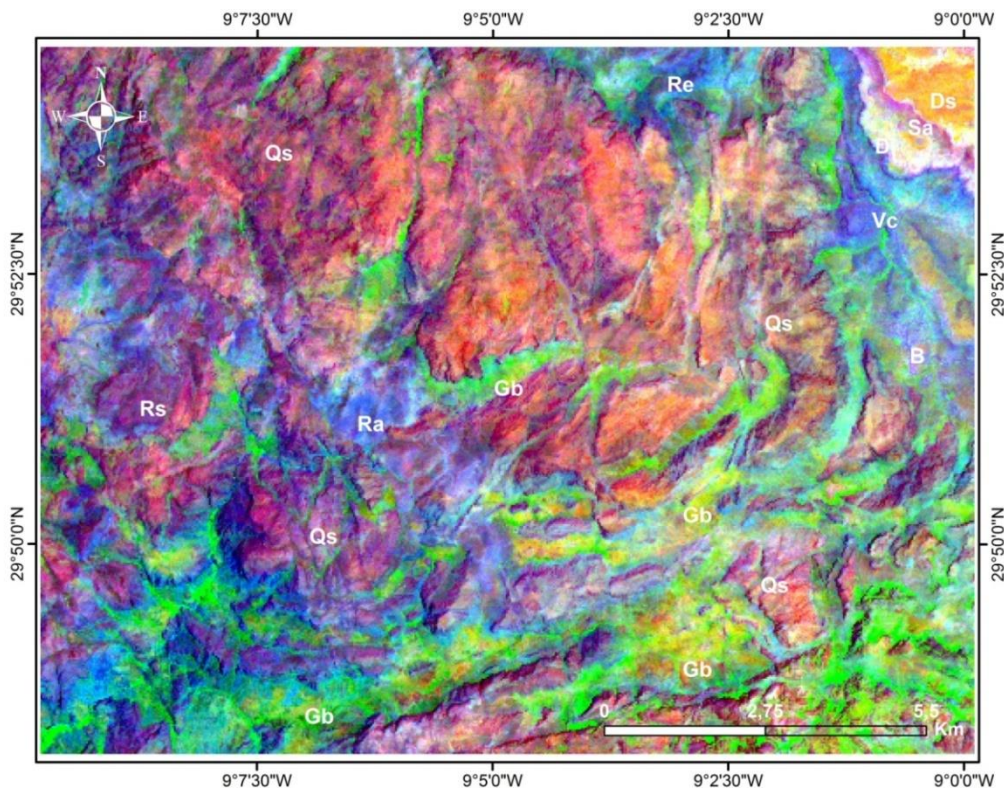
**Tableau 6 Matrice de corrélation de l'image ASTER**

Bandes ASTER	Bande 1	Bande 2	Bande 3	Bande 4	Bande 5	Bande 6	Bande 7	Bande 8	Bande 9
Bande 1	1								
Bande 2	0.95	1							
Bande 3	0.73	0.71	1						
Bande 4	0.71	0.77	0.71	1					
Bande 5	0.73	0.80	0.64	0.95	1				
Bande 6	0.72	0.79	0.64	0.93	0.98	1			
Bande 7	0.73	0.81	0.63	0.94	0.98	0.96	1		
Bande 8	0.72	0.81	0.60	0.90	0.96	0.96	0.98	1	
Bande 9	0.67	0.76	0.57	0.83	0.90	0.92	0.93	0.96	1

L'analyse des résultats obtenus des composés colorés sélectionnées par la méthode OIF montrent que les composés colorés RGB 931 et RGB 932 et montrant une bonne discrimination des unités lithologiques parceque les bandes 1 et 2 sont bien corrélées entre eux et moins corrélées avec les autres bandes du capteur ASTER comme le montre la matrice de corrélation (Tableau 6). Par contre, la lithologie n'est pas bien discriminée dans le composé coloré RGB 943 vu que la bande 4 présente une haute corrélation avec la bande 9.



**Figure 15** Composé Coloré ASTER OIF RGB 931 sans étirement par décorrélation



**Figure 16** Composé Coloré ASTER OIF RGB 931 en appliquant étirement par décorrélation

Pour l'image Terra ASTER, le composé coloré sélectionnée RGB 931 montre une bonne discrimination des unités lithologiques abondantes de grès quartzitiques (Qs) et des intrusions de gabbro (Gb) et elles se distinguent par des couleurs orange et verte claire respectivement. La volcanite rhyolitique-andésitique et l'ignimbrite à dépôts épiciastiques (Ra) sont cartographiées par la couleur bleue claire tandis que la volcanite rhyolitique et l'ignimbrite à grès et conglomérats (Rs) sont identifiées par la couleur bleu-grenat. La dolomite brune avec intercalations de marne (Di) apparaît en rouge-rose et le siltite avec argilite (Sa) sont également discriminées par la couleur rose-orange. De plus, l'unité des conglomérats volcaniques (Vc) est cartographiée en bleu clair. En ce qui concerne les intrusions d'unité de basalte (B), il semble grenat. La volcanite rhyolitique et l'ignimbrite à dépôts épiciastiques (Re) sont cartographiées par la couleur bleue. Enfin, la dolomite brune avec stromatolite (Ds) apparaît en couleur orange-rouge.

### *1-1-3 Ratios de bandes et Analyse en Composantes Principales*

Trois ratios de bandes ont été dérivés sur la base des signatures spectrales de l'image Landsat 8 OLI permettant l'identification de plusieurs unités lithologiques de la zone d'étude, ces ratios de bandes ont été sélectionnés pour être combinés avec des bandes issues de la méthode ACP pour révéler la meilleure discrimination lithologique. Le rapport de bandes  $(7+4/2)$  permet de discriminer la dolomite brune avec stromatolite (Ds), puisque ses spectres présentent une réflectance élevée dans les bandes 7 et 4, contre l'absorption dans la bande 2. En outre, les grès quartzitiques (Qs) ont été détecté par le ratio  $(7/6)$  car ses spectres représentent une forte réflexion en bande 7 et absorption dans la bande 6 (1,6  $\mu\text{m}$ ) dans le domaine SWIR qui se rapporte à l'altération argillique (Figure 17).

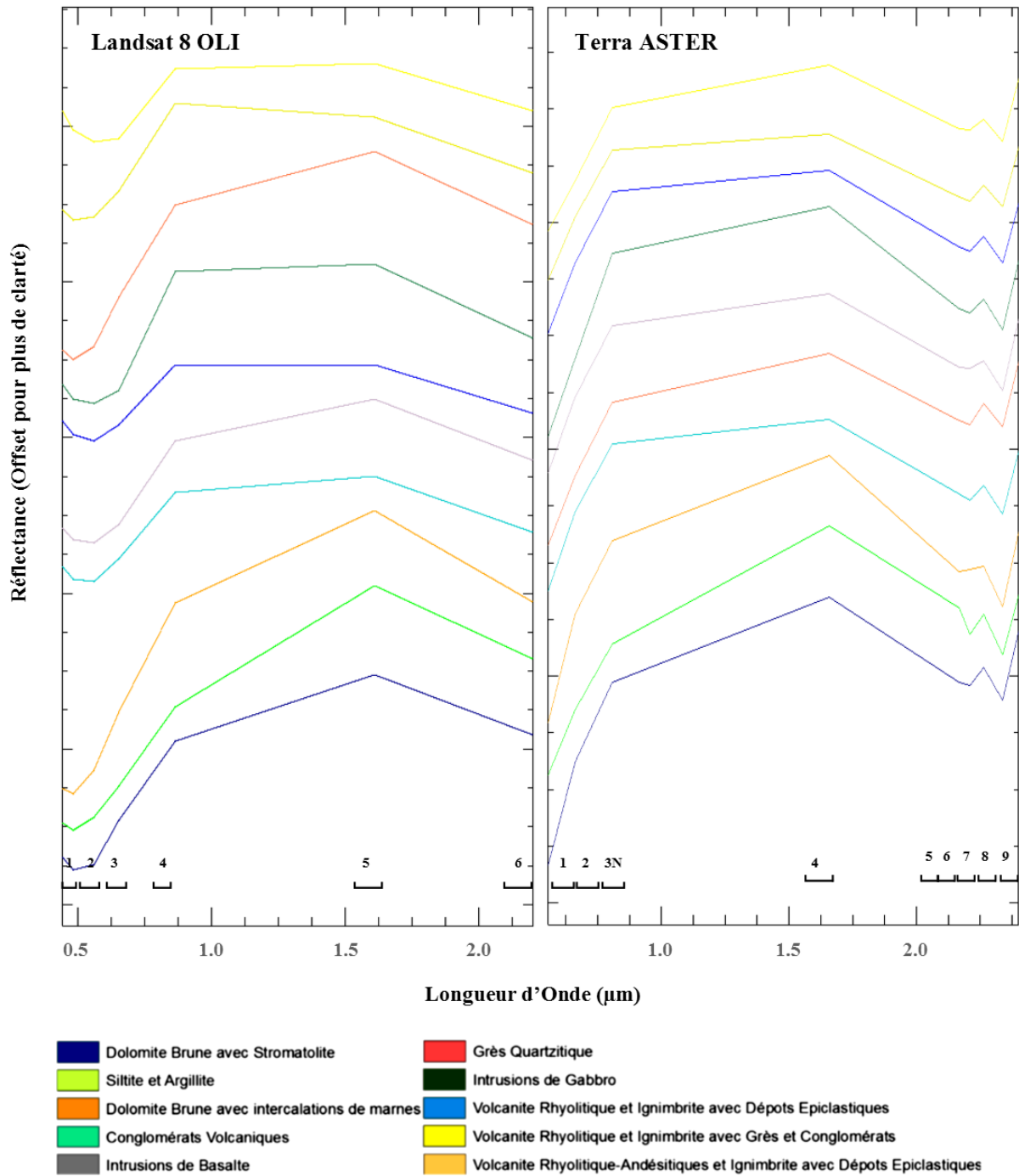


Figure 17 Signatures Spectrales des Faciès Lithologiques pour les deux images Landsat 8 OLI et Terra ASTER

Le ratio de bande (3/7) de l'image OLI a rehaussé les unités lithologiques, les conglomérats volcaniques (Vc) et la volcanite rhyolitique et l'ignimbrite avec des dépôts épiciastiques (Re), montrant une réflectance élevée dans la bande 3 et une absorption dans la bande 7 (2,20  $\mu\text{m}$ ) liée à une absorption Al-OH par des minéraux argileux.

La transformation de l'analyse en composantes principales (ACP) a été appliquée à l'image OLI de la zone d'étude. Une nouvelle image PCA contient 6 nouvelles composantes d'images ont été générées à partir des 6 bandes originales (VNIR + SWIR) de l'image OLI originale. La transformation de l'analyse en composantes principales a été appliquée aux 6 bandes VNIR+SWIR de l'image OLI pour recueillir plus d'informations qui ne pouvaient être extraites des bandes VNIR + SWIR des données originales. Les trois premières composantes (PC1, PC2 et PC3) ont 99,78% du pourcentage des valeurs propres de toutes les bandes et ont fusionné avec les Ratios des bandes de couleur RGB pour améliorer le rehaussement des unités lithologiques de la zone d'étude. Le PC1 a le pourcentage de valeur propre le plus élevé de toutes les bandes environ (97 %) avec toutes les contributions positives. Dans le tableau 7, le PC2 montre une contribution positive à la bande 4 et des contributions négatives dans les bandes 5 et 6 et l'image a bien mis en valeur les intrusions de gabbro (Gb) avec la végétation, aussi, elle a rehaussé les conglomérats volcaniques (Vc). De plus, la volcanite rhyolitique-andésitique et l'ignimbrite à dépôts épiciastiques (Ra) et conglomérats volcaniques (Vc) sont distingués dans PC3 qui montre une contribution positive à la bande 3 et négative à la bande 5. En analysant les caractéristiques et le taux de contribution du PC4, la dolomite brune avec intercalations de marne (Di) et de grès quartzitiques (Qs) sont fortement rehaussés et elles montrent des contributions extrêmement négatives et positives dans les bandes 5 et 6 respectivement. La siltite et argilite (Sa) peuvent être détectée par des pixels brillants dans PC5 en raison des contributions positives dans les bandes 1 et 2 tandis que les contributions négatives dérivent de la bande 3. Pour le PC6 restant, il n'a pas été pris en compte dans la suite du traitement car il ne contient que du bruit et ne peut fournir aucune information utile.

Tableau 7 Valeurs propres de l'ACP de l'image OLI

PCs/Bandes	Bande 1	Bande 2	Bande 3	Bande 4	Bande 5	Bande 6
PC 1	0.132	0.221	0.376	0.452	0.597	0.479
PC 2	-0.010	0.039	-0.074	0.819	-0.147	-0.547
PC 3	0.325	0.414	0.619	-0.058	-0.578	0.007
PC 4	-0.092	-0.192	-0.294	0.342	-0.530	0.684
PC 5	0.635	0.480	-0.599	-0.037	0.063	0.030
PC 6	0.681	-0.714	0.148	0.034	0.027	-0.041

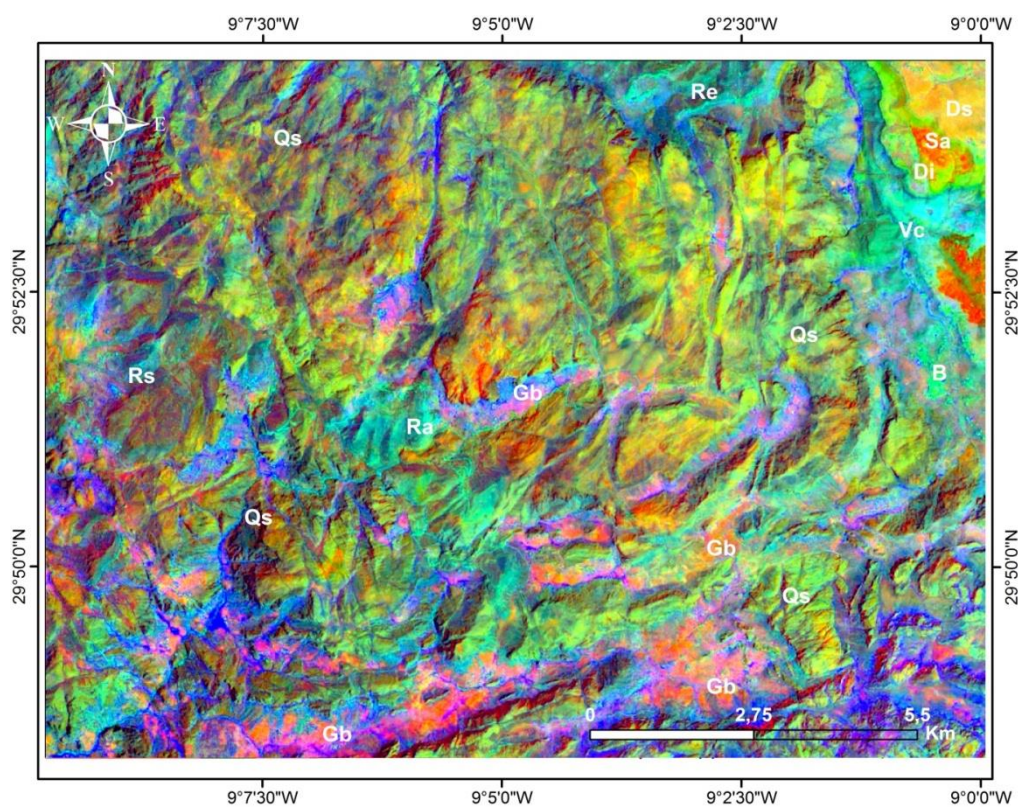
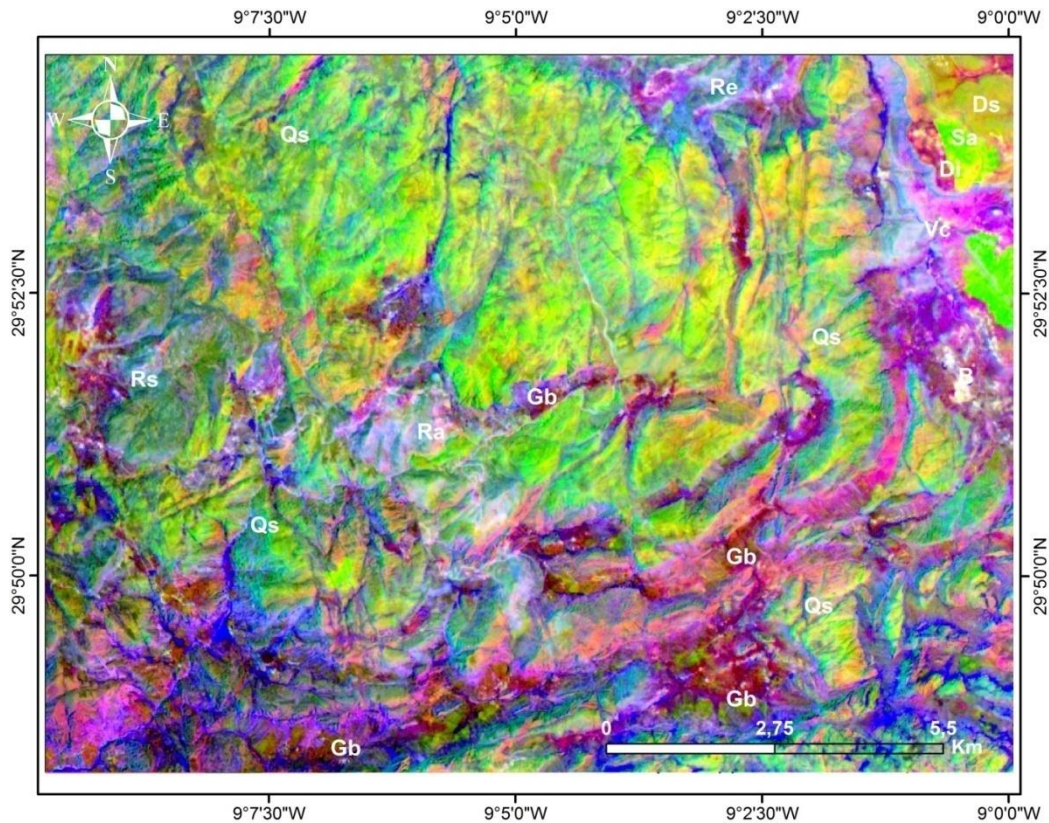


Figure 18 Composé Coloré (CC1) RGB (7+4)/2, PC1, PC2 de l'image OLI



**Figure 19** Composé Coloré (CC2) RGB PC1, 7/6, 3/7 de l'image OLI

A la lumière des résultats obtenus à partir de l'analyse des rapports de bandes et de l'analyse des composantes principales et après avoir appliqué différentes combinaisons de rapports de bandes et d'ACP, deux images de composés colorés RGB (CC) ont été générées en utilisant les sorties PC1 et PC2 avec les rapports de bandes sélectionnés. Dans CC1 RGB (7+4/2, PC1, PC2) (figure 18), la dolomite brune avec stromatolite (Ds) est cartographiée en jaune-orange, alors qu'elle apparaît en vert foncé dans CC2 RGB (PC1, 7/6, 3/7) (figure 22), les grès quartzitiques (Qs) se distingue bien par une couleur vert clair dans CC1, tandis que dans CC2 elle apparaît verte-orange. Pour les intrusions de gabbro (Gb), elles sont nettement rehaussées en CC2 en rose avec végétation bleue. Il en va de même pour les conglomérats volcaniques (Vc) qui sont cartographiés par couleur bleu-rose dans CC2 (Figure 19).

D'autre part, trois ratios de bandes ont été développés afin de rehausser les unités lithologiques en utilisant l'image Terra ASTER. Ces ratios sont affichés dans un composé coloré RGB (4/6, 4/3, 5/8) (Figure 20). Le ratio de bandes (4/6) permet de discriminer le faciès des intrusions de gabbro (Gb) en couleur rose-jaunâtre vu que sa signature spectrale présente une bande d'absorption en bande 6 (Figure 17). De mieux, les grès quartzitiques (Qs) et siltite et argilite (Sa) ont été détectés par le ratio (4/3) car ses signatures spectrales représentent une forte réflectance en bande 4 et une réflectance relativement faible dans la bande 3. Le ratio de bandes (5/8) permet de rehausser le faciès de siltite et argilite (Sa) et conglomérats volcaniques (Vc) en couleurs bleu-clair et bleu foncé respectivement.

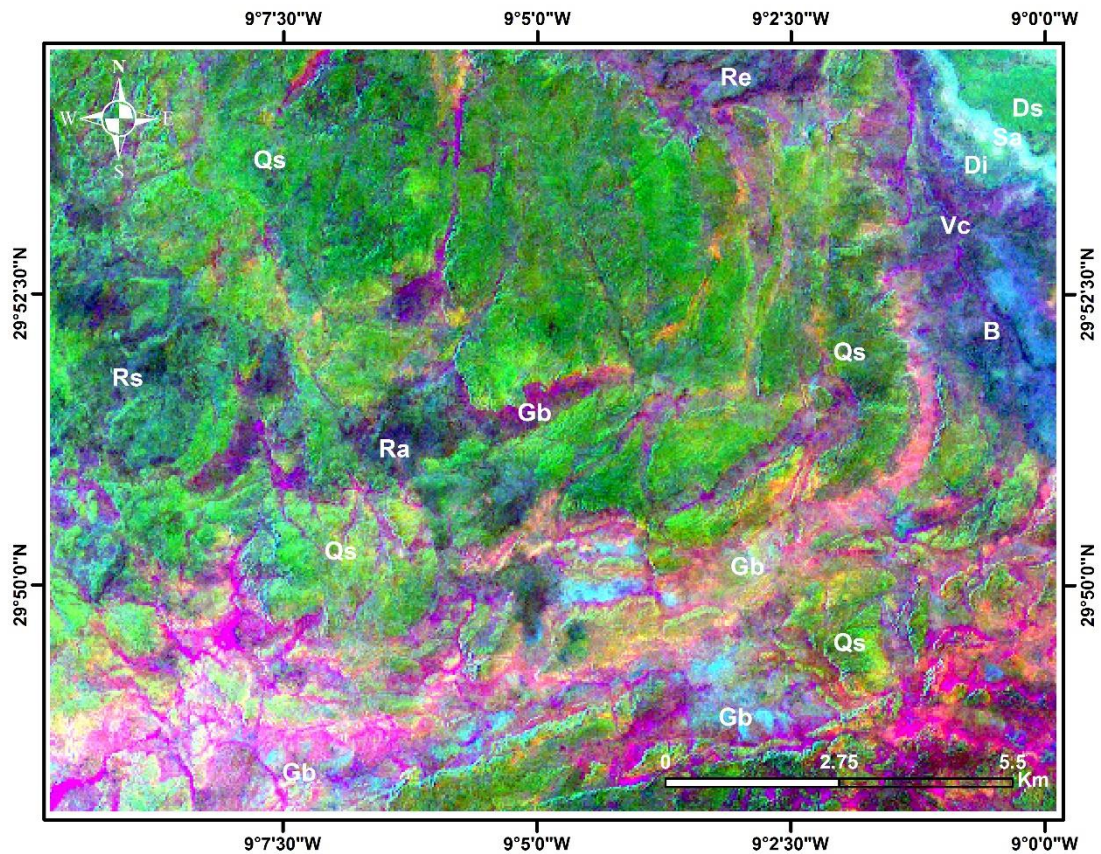


Figure 20 Composé Coloré RGB 4/6, 4/3, 5/8 de l'image Terra ASTER

## 1-2 Méthodes de Classification ML et SVM

### 1-2-1 Données LANDSAT 8 OLI

Les méthodes de classification de maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood) et SVM (Support Vector Machine) ont été appliquées sur les images OLI et ASTER. Les signatures spectrales de références des différentes unités lithologiques ont été extraites des régions d'intérêts (ROI). Ces dernières ont été sélectionnées en se basant sur la carte lithologique préexistante et l'investigation sur terrain. Après l'application des classifications, l'évaluation de la précision globale et le coefficient de Kappa des deux classifications appliquées est faite en calculant la matrice de confusion.

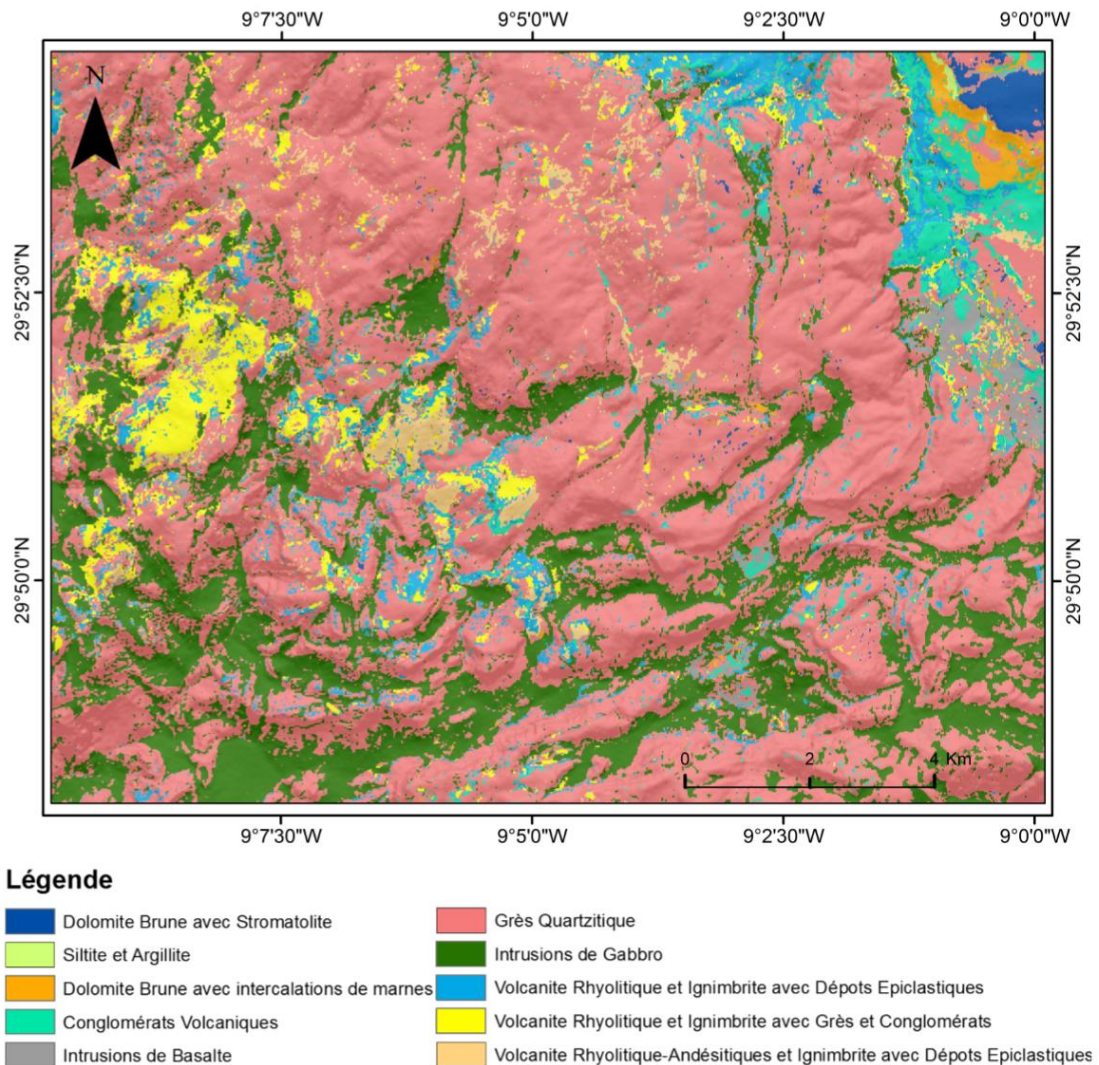
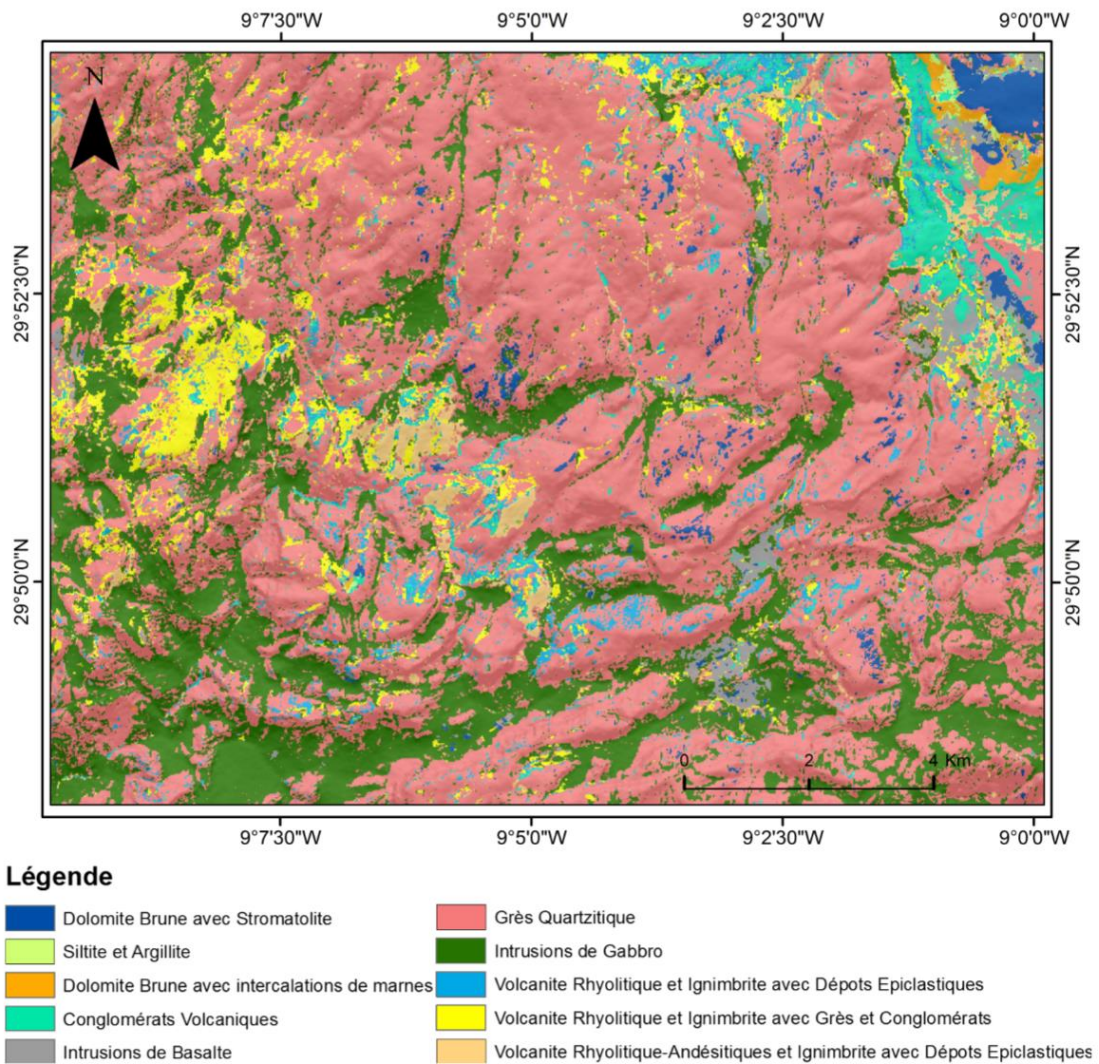


Figure 21 Carte lithologique issue de l'image OLI appliquée par la classification ML



**Figure 22** Carte lithologique issue de l'image OLI appliquée par la classification SVM

L'analyse des résultats obtenus de l'image OLI montrent que les deux méthodes de classification ML et SVM ont bien discriminé la lithologie de la zone d'étude (Figure 21 et 22 respectivement). En se basant sur la matrice de confusion calculée (Tableau 8), la méthode de classification ML présente une précision globale (91.74 %) et un coefficient de Kappa (0.90) plus que la méthode de classification SVM avec une précision globale de 88.82 % et un coefficient de Kappa de l'ordre de 0.86.

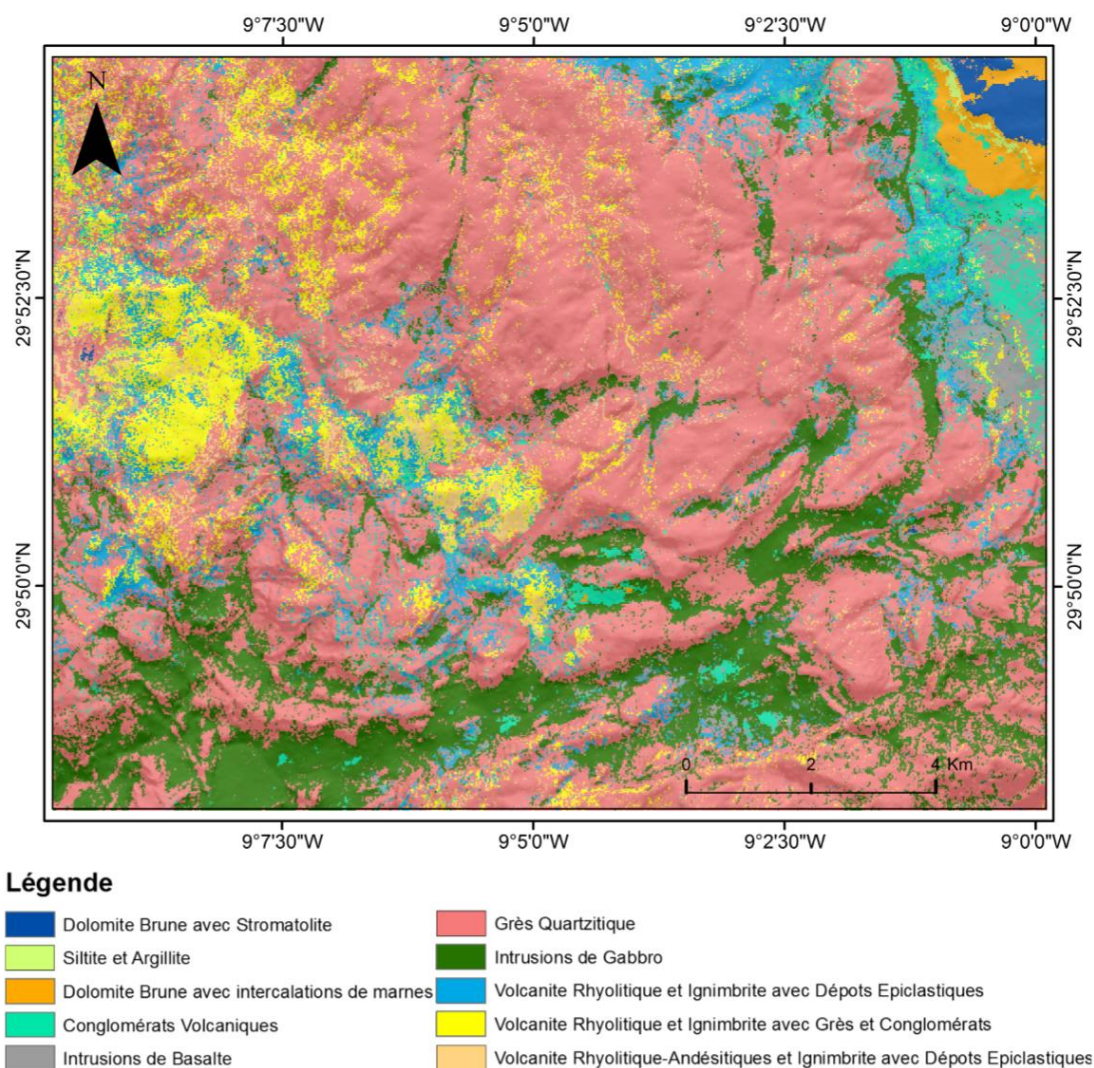
**Tableau 8 Matrice de confusion des deux classifications ML et SVM appliquées sur l'image OLI**

<b>ML</b>		<b>SVM</b>		
<b>Précision Globale</b>	91.74%	88.82%		
<b>Coefficient de Kappa</b>	0.90	0.86		
<b>Classe</b>	<b>Précision Producteur (%)</b>	<b>Précision Utilisateur (%)</b>	<b>Précision Producteur (%)</b>	<b>Précision Utilisateur (%)</b>
<b>Ds</b>	99.39	98.79	100	100
<b>Sa</b>	100	100	100	100
<b>Di</b>	100	92.31	97.22	94.59
<b>Vc</b>	66	91.67	85.33	79.5
<b>B</b>	94.12	81.01	89.71	77.22
<b>Qs</b>	94.42	95.98	90.47	91.75
<b>Gb</b>	93.56	100	92.33	92.05
<b>Re</b>	91.04	50.83	40.3	55.1
<b>Rs</b>	93.51	94.74	83.12	82.05
<b>Ra</b>	97.5	90.7	90	92.31

En addition et selon les cartes lithologiques résultantes, les cinq unités lithologiques, dolomite brune avec stromatolite (Ds), dolomite brune avec intercalations de marne (Di), volcanite rhyolitique-andésitique et ignimbrite avec dépôts épicastiques (Ra), siltite et argilite (Sa) et grès quartzitiques (Qs) ont été bien cartographiées dans les deux méthodes de classification (Figure 21 et 22). Ces unités montrent des valeurs élevées de précision globale et coefficient de Kappa (Tableau 8). Les conglomérats volcaniques (Vc) ont été bien discriminés dans la méthode de classification ML contrairement à la méthode de classification SVM.

#### *1-2-2 Données Terra ASTER*

Les résultats obtenus des deux méthodes de classification ML et SVM en utilisant les données Terra ASTER n'ont pas présenté une discrimination lithologique satisfaisante en comparaison avec celle issue des données LANDSAT 8 OLI. De plus, les deux méthodes de classification ont été appliquées en utilisant les mêmes régions d'intérêts (ROI) assignées à l'image OLI. Ce critère devrait être mis en considération à fin d'obtenir des résultats fiables. En outre, plusieurs unités lithologiques ont été bien rehaussées par les deux méthodes de classification et les résultats sont présentés dans les cartes suivantes (Figure 23 et 24).



**Figure 23** Carte lithologique issue de l'image ASTER appliquée par la classification ML

La méthode de classification ML a bien rehaussé les unités lithologiques, dolomite brune avec stromatolite (Ds) et dolomite brune avec intercalations de marnes (Di) (Figure 23), Par contre, siltite et argillite (Sa) et les conglomérats volcaniques (Vc) sont bien cartographiés par la classification SVM (Figure 24). Selon la matrice de confusion de l'image ASTER (Tableau 9), l'unité lithologique volcanite rhyolitique et ignimbrite avec dépôts épiciastiques (Re) est bien classifiée par la méthode ML que la méthode SVM, ainsi, la méthode ML a présenté une mixture spectrale entre les unités lithologiques de volcanite rhyolitique et ignimbrite avec grès et conglomérats (Rs) et les grès quartzitiques (Qs).

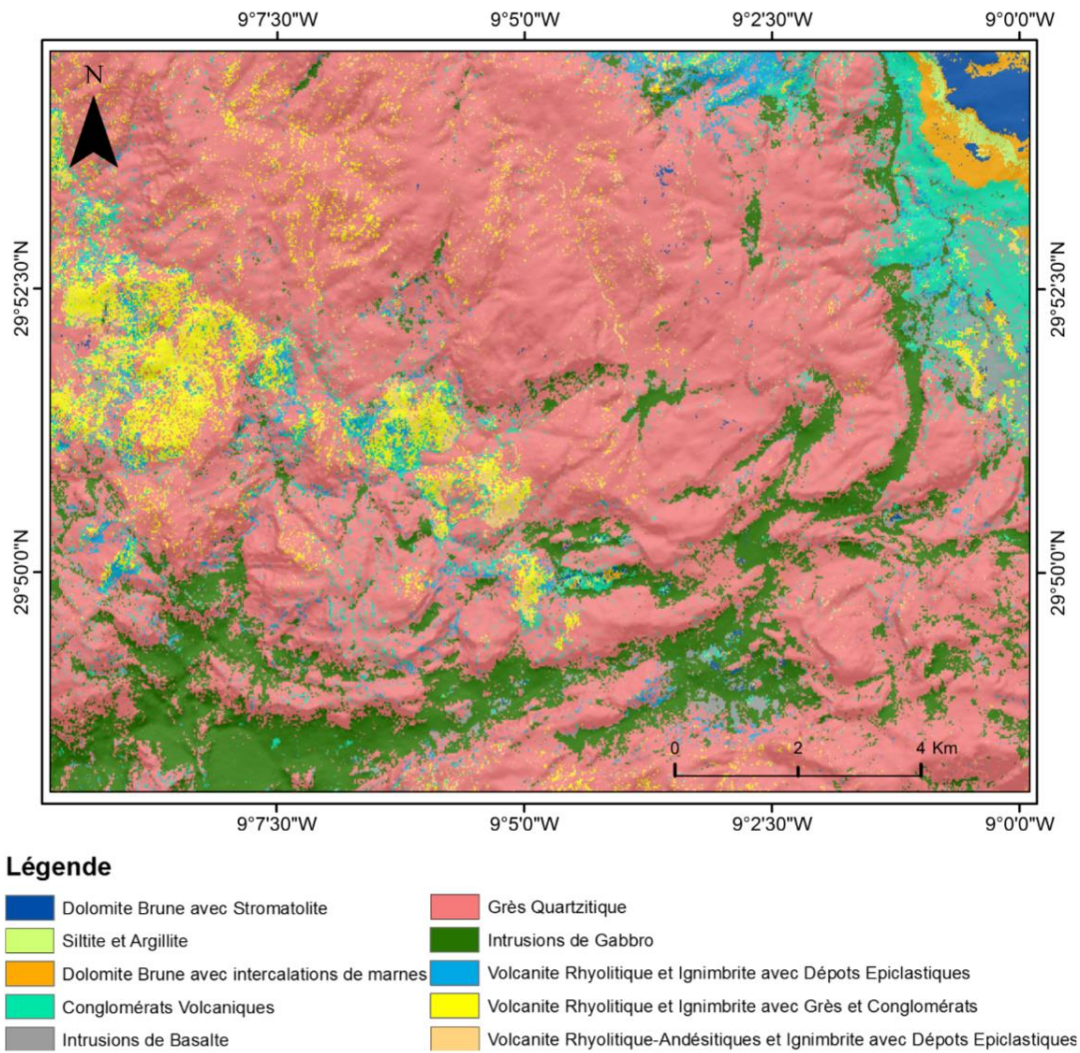


Figure 24 Carte lithologique issue de l'image ASTER appliquée par la classification SVM

Tableau 9 Matrice de confusion des deux classifications ML et SVM appliquées sur l'image ASTER

ASTER	ML		SVM	
	<b>Précision Globale</b>	86.38%		86.14%
<b>Coefficient de Kappa</b>	0.84		0.83	
<b>Ds</b>	100	100	100	100
<b>Sa</b>	99.07	82.31	91.67	89.19
<b>Di</b>	93.43	99.74	95.38	97.76
<b>Vc</b>	75.59	93.01	85.5	84.45
<b>B</b>	90.77	73.96	68.37	82.02
<b>Qs</b>	79.97	93.57	88.48	84.09
<b>Gb</b>	94.79	91.35	93.15	91.28
<b>Re</b>	86.02	64.29	56.93	74.05
<b>Rs</b>	83.37	75.18	78.77	78.93
<b>Ra</b>	86.45	45.86	48.85	60.06

### **1-3 Conclusion**

Les résultats des méthodes de l'OIF et de la Décorrélation Stretching ont montré que les composés Colorés RGB (6,5,1) de l'image Landsat 8 OLI et (9,3,1) de l'image Terra ASTER rehaussent bien les unités lithologiques abondantes des grès quartzitiques (Qs), les intrusions de gabbro (Gb) et les conglomérats volcaniques (Vc). Subséquemment, les unités lithologiques de dolomite brune avec stromatolite (Ds), dolomite brune avec intercalations de marne (Di) et siltite et argilite (Sa) ont été également distinguées. Les composés colorés RGB de l'image ASTER (4/6, 4/3, 5/8) et les composés colorés RGB développés (7+4/2, PC1, PC2) et (PC1, 7/6, 3/7) de l'image OLI ont montré presque le même rehaussement des unités lithologiques et sont similaires aux composés colorés RGB utilisant le couplage des méthodes OIF et étirement par décorrélation (Decorrelation Stretching). Les méthodes de classification ML et SVM ont bien discriminé toutes les unités lithologiques du terrain et en particulierité la méthode de classification ML qui a présenté un meilleur rehaussement de la lithologie du terrain.

## 2- Cartographie Minéralogique

### 2-1 Introduction

L'identification des assemblages minéraux est fondamentalement basée sur les caractéristiques spectrales des minéraux et des roches. Cette identification est aussi essentielle pour la cartographie des faciès lithologiques. La figure 25 illustre un aperçu de l'approche des bandes d'absorption des différentes classes de minéraux. Des bandes d'absorption du fer se produisent dans le VNIR. Des bandes d'absorption positionnées à différentes longueurs d'onde caractérisant les minéraux silicatés et les carbonates dans le SWIR. Les bandes à faible émissivité thermique caractérisent les différentes roches silicatées à savoir les roches acides, basiques et ultrabasiques, ainsi que, les carbonates se distinguent dans la région de l'infrarouge thermique (Figure 25).

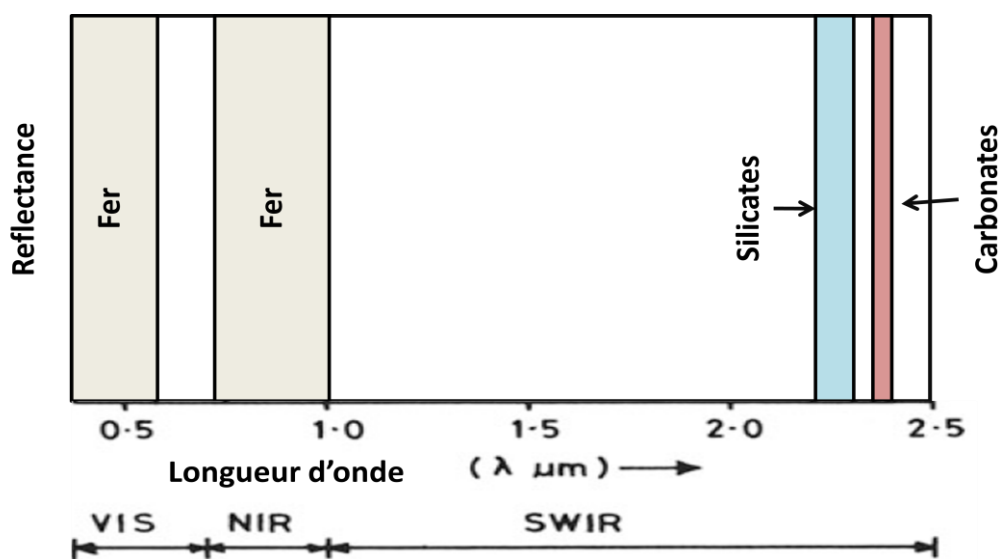


Figure 25 Bandes d'absorption des minéraux dans le Visible-Proche Infrarouge (VNIR) et le Moyen Infrarouge (SWIR) (Gupta, 2017)

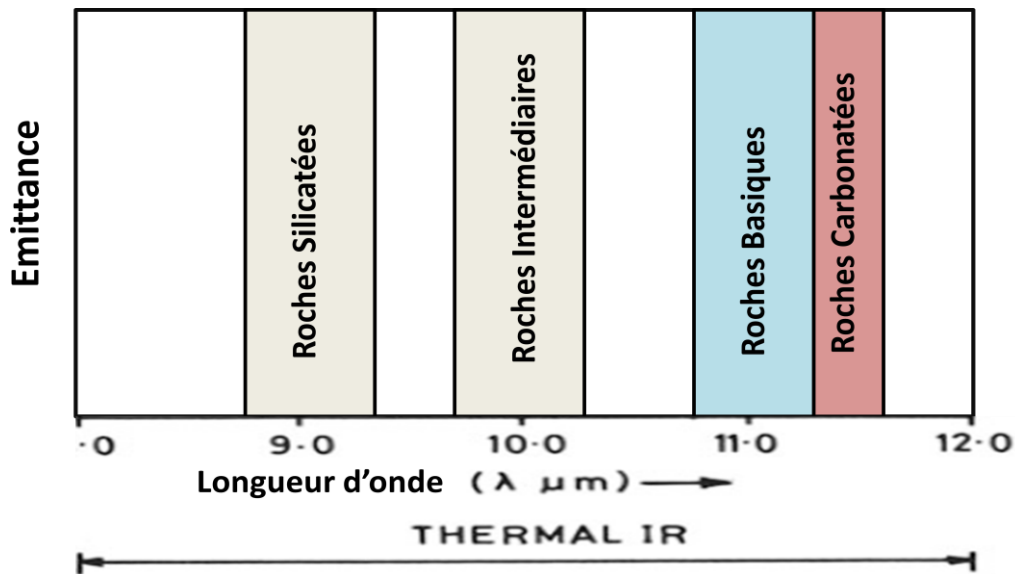


Figure 26 Bandes d'absorption des roches dans l'Infrarouge Thermique (TIR) (Gupta, 2017)

De nombreux travaux de recherche ont été publiés dans ce sens à pour objet de cartographier les différents faciès lithologiques par ratios de bandes et indices spectraux. On note comme exemple: la cartographie des cônes alluviaux de différentes compositions (Gillespie et al., 1984), identification de la variété des écoulements basaltiques (Lockwood & Lipman, 1987), analyse des variations du complexe rocheux alcalin (Watson et al., 1992), discrimination des carbonatites des roches ignées alcalines (Rowan et al., 1993), et cartographie des roches allant des leucogranites aux anorthosites (Sabine et al., 1994).

La présente étude de cartographie minéralogique se concentre sur les données du capteur Terra ASTER. Comme c'est mentionné dans tous les travaux de recherche, le capteur ASTER étant le capteur multispectral le mieux adapté aux études minéralogiques jusqu'à présent vu que sa richesse spectrale dans le domaine du moyen infrarouge, ainsi que la disponibilité des données relatif à ce capteur gratuitement. Les caractéristiques de ASTER ont été décrits dans la section des caractéristiques des capteurs et données utilisés.

Pour calculer les ratios de bandes ou indices spectraux, on peut utiliser l'une ou l'autre des types de données ASTER, c'est-à-dire de simples valeurs du compte numérique (DN) dans les bandes spectrales, ou données ASTER traitées alternativement, à savoir la valeur calculée comme la luminance au niveau du capteur, ou la luminance au-dessus de l'atmosphère, ou la réflectance au sol corrigée par correction atmosphérique, ou bien la température radiante ou émissivité de surface (Ninomiya & Fu, 2001). L'utilisation de valeurs corrigées et

physiquement calculées permettrait de minimiser les effets perturbateurs causés par plusieurs facteurs tels que l'atmosphère et la topographie du terrain.

En littérature, trois différentes approches conventionnelles ont été développées pour calculer généralement les rapports spectraux (Gupta, 2017):

1. La pente spectrale linéaire
2. La profondeur relative d'absorption de la bande
3. Les pentes spectrales multiples

#### *2-1-1 Approche de Pente Spectrale Linéaire*

C'est l'approche la plus simple et la plus utilisée auparavant. La figure 27 (a) montre une courbe de réponse spectrale ainsi que deux bandes spectrales (A et B) d'un capteur. Les valeurs DN correspondant aux deux bandes sont  $DN_A$  et  $DN_B$  respectivement. En supposant un gradient linéaire simple, le rapport peut être calculé comme suit :

$$(2) \text{ Rapport Spectral} = \frac{DN_A}{DN_B}$$

#### *2-1-2 Approche de la profondeur relative d'absorption de la bande*

Cette approche utilise la dépression relative dans le domaine spectral causée par l'absorption, comme une mesure du rapport spectral. La figure 27 (b) illustre la signature spectrale d'un minéral avec une dépression due à l'absorption. Les bandes du capteur peuvent être considérées par A, B et C. Les valeurs du compte numérique (DN) correspondent aux bandes du capteur  $DN_A$ ,  $DN_B$  et  $DN_C$  respectivement. Selon la figure ci-dessous, la profondeur relative d'absorption à B peut être considérée comme  $(RBDB) = h_1/h_2$ . Le calcul du rapport spectral est une simple formulation en trois points. Le numérateur est la somme des bandes situées le plus près des épaules et le dénominateur est la bande la plus proche du minimum de la caractéristique d'absorption (Crowley et al., 1989).

$$(3) \text{ Rapport Spectral} = \frac{(DN_A + DN_C)}{(DN_B * 2)}$$

### 2-1-3 Approche des Pentés Spectrales Multiples

Dans cette approche, les pentes spectrales d'une bande d'absorption sont calculées à partir des deux épaules et ensuite multipliées (Ninomiya and Fu 2001; Ninomiya, Fu, and Cudahy 2005), c'est-à-dire que cela se calcule par le produit des pentes spectrales linéaires de l'un ou l'autre épaulement jusqu'à l'épaulement de la bande d'absorption. La figure 27 (c) en montre cet exemple. La caractéristique d'absorption minimale est la plus proche de la bande spectrale B et les épaules sont situées à proximité des bandes spectrales A, B et C. Les pentes spectrales calculées de part et d'autre sont  $DN_A/DN_B$  et  $DN_C/DN_B$ . Le rapport spectral peut être donné comme suit :

$$(4) \text{ Rapport Spectral} = \frac{(DN_A)}{(DN_B)} * \frac{(DN_C)}{(DN_B)}$$

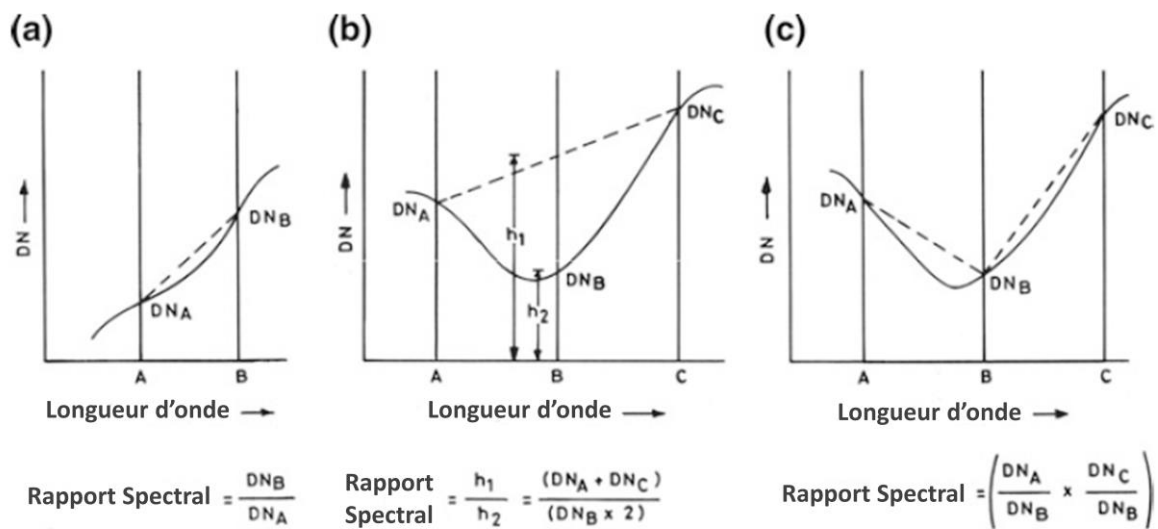


Figure 27 Approches Conventionnelles pour le calcul des rapports spectraux

## 2-2 Indices Spectraux de Ninomiya

### 2-2-1 Indice de la calcite (CI)

Cet indice est utilisé de même pour cartographier les altérations propylitiques (Ninomiya 2003; Lawrence C. Rowan and Mars 2003b). Ces altérations exposent une

absorption remarquable dans la bande 8 du capteur ASTER. Les zones à altérations propylitiques se caractérisent par une forte abondance des minéraux (Calcite, Epidote et Chlorite). Ces minéraux présentent une propriété spectrale importante dans le domaine du SWIR. En analysant ses signatures spectrales (Figure 28). Ils présentent une faible absorption dans la bande spectrale 5 et une absorption assez remarquable et large dans la bande spectrale 8 (Noori et al., 2019). En revanche, il a une réflectance assez élevée dans les bandes ASTER 6 et 9. Ces caractéristiques spectrales introduisent à définir l'indice de calcite ( $CI_{SWIR}$ ) par la formule suivante:

$$(5) CI_{SWIR} = \frac{(Bande_6 * Bande_9)}{(Bande_8 * Bande_8)}$$

### 2-2-2 Indice des minéraux Hydroxyles (OH)

Cet indice caractérise les minéraux d'altérations phylliques. Ce groupe de minéraux comme la montmorillonite et l'illite, possède une bande d'absorption profonde et nette dans la région de la bande spectrale 6 du SWIR. Un autre minéral hydroxyle, comme le mica blanc (Muscovite), a la même caractéristique spectrale. Pour identifier ce groupe de minéraux, le premier indice de minéraux altérés hydroxyles (OH), appelé  $OHI_{(a)}$ , est défini par la formule suivante:

$$(6) OHI_{(a)} = \frac{(Bande_4 * Bande_7)}{(Bande_6 * Bande_6)}$$

Le deuxième groupe des minéraux hydroxyles, y compris la Pyrophyllite et la kaolinite comme exemple, qui caractérisent les altérations argilliques. Il présente une bande d'absorption profonde et nette dans la région spectrale de la bande ASTER 5. Pour identifier ce groupe de minéraux, le deuxième indice des minéraux altérés hydroxyles (OH),  $OHI_{(b)}$ , est défini par la formule suivante :

$$(7) OHI_{(b)} = \frac{(Bande_4 * Bande_7)}{(Bande_5 * Bande_5)}$$

Les groupes de minéraux représentés par la kaolinite et l'alunite ont une absorption très remarquable dans les bandes spectrales 5 et 6 du capteur ASTER respectivement. Les indices  $OHI_{(a)}$  et  $OHI_{(b)}$  sont utiles pour identifier les minéraux d'altérations hydrothermales d'une façon générale.

### *2-2-3 Indice d'Alunite (ALI)*

Le minéral d'alunite, qui est un minéral des sulfates bien que la plupart des autres minéraux d'altération hydroxyles sont des silicates, l'alunite possède une caractéristique spectrale spécifique. L'alunite présente une absorption nette dans la bande spectrale 5 dans les minéraux altérés hydroxyles. Étant donné que la réflectance de l'alunite diminue avec la longueur d'onde dans bande spectrale 9 et que la fiabilité des valeurs de la bande 9 n'est pas aussi bonne dans les bandes du SWIR, l'indice d'alunite (ALI) est défini par:

$$(8) \text{ ALI} = \frac{(\text{Bande}_7 * \text{Bande}_7)}{(\text{Bande}_5 * \text{Bande}_9)}$$

En premier lieu, ces indices sont calculés en utilisant les données Terra ASTER pour identifier les zones d'altérations hydrothermales comme c'est cité au-dessus. Les images calculées sont mentionnées dans la figure 32. Ensuite, ces images résultants sont comparées avec celles de la classification CEM (Constrained Energy Minimization) (Chang 2000; Ren et al. 2004). Cette dernière est très utile pour le rehaussement des minéraux et elle est approuvée dans plusieurs travaux dans ce domaine (Pour & Hashim, 2012b). Les images résultantes de la classification CEM identifient à potentiels minéralogiques par des zones de forte abondance minéralogique en couleur blanche et les zones de faible abondance minéralogique en couleur noire. Les différents minéraux d'altérations hydrothermales se distinguent d'une façon spécifique dans les longueurs d'onde du moyen infrarouge (SWIR) et présentent des bandes d'absorption relatives à ces altérations (Figure 28). Les signatures spectrales des minéraux d'altérations hydrothermales ont été sélectionnées de la librairie spectrale USGS (Noori et al. 2019; Lawrence C. Rowan and Mars 2003a) (Figure 28).

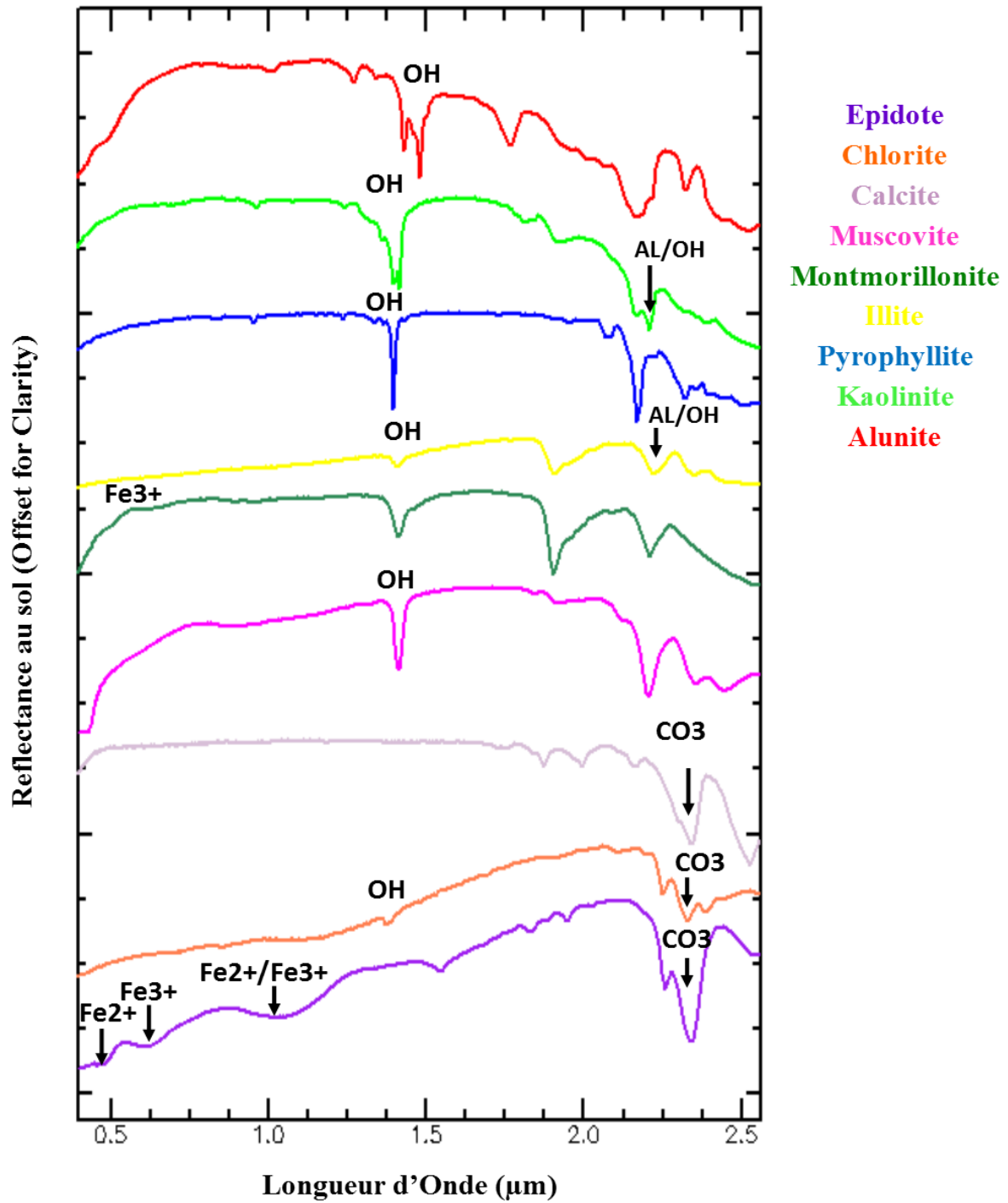


Figure 28 Signature Spectrales des minéraux d'altérations hydrothermales extraites de la librairie spectrale USGS

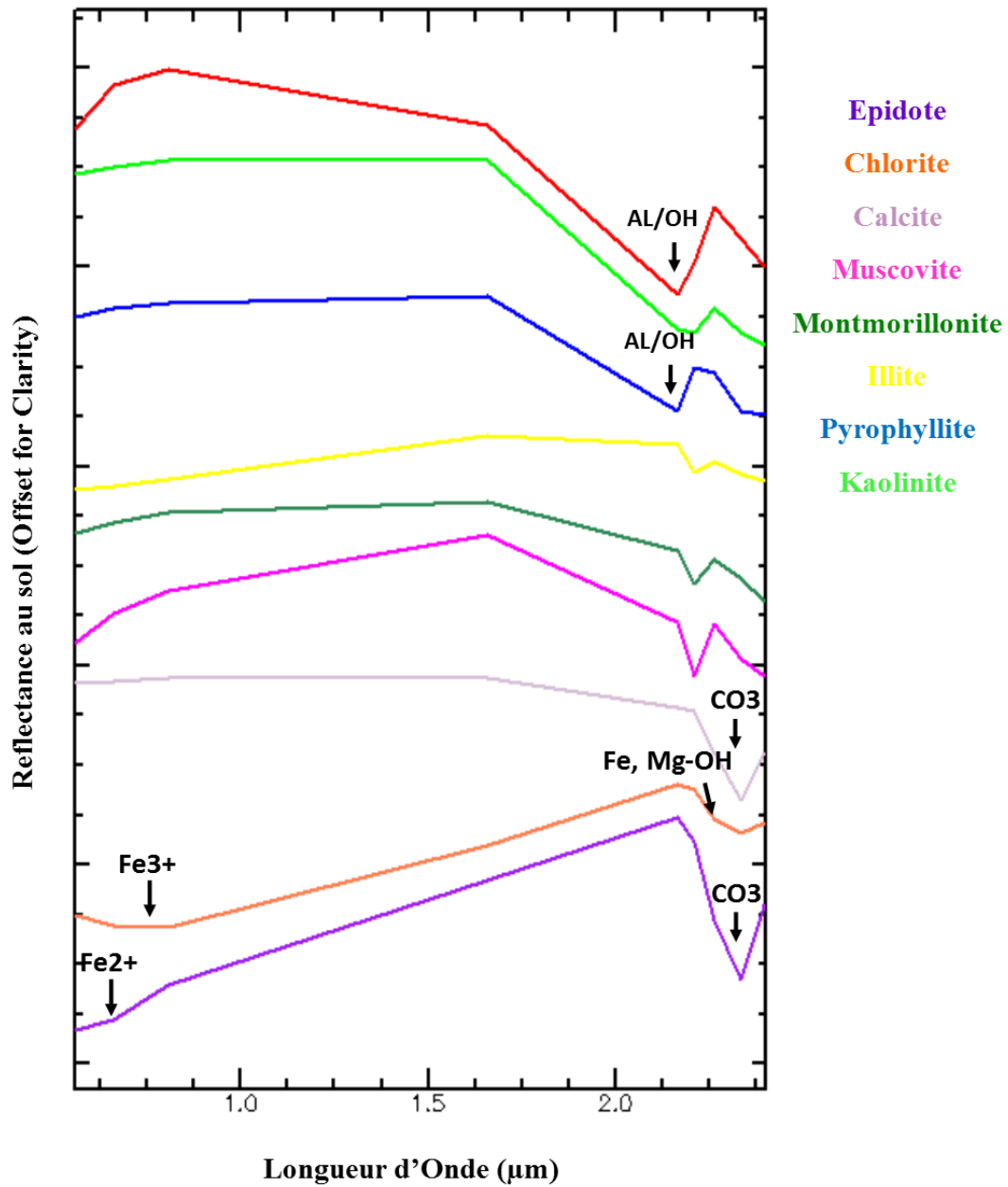
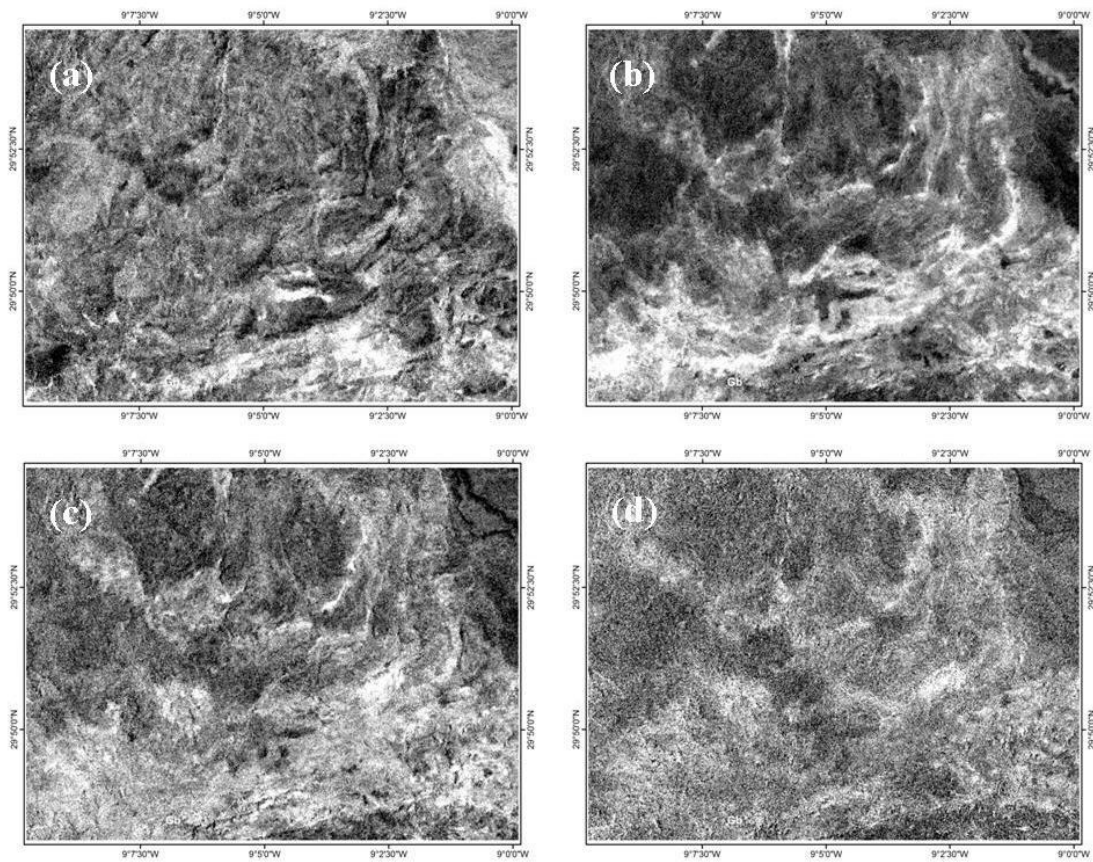


Figure 29 Signatures Spectrales des minéraux d'altérations hydrothermales ré-échantillonnées aux bandes ASTER

Les signatures spectrales des minéraux d'altérations hydrothermales sont extraites de la librairie spectrale USGS. Cette dernière comprend toutes les signatures spectrales des minéraux et qui sont continues avec une mesure dans 3 nanomètres. En effet, ces signatures spectrales sont ré-échantillonnées en utilisant les bandes ASTER à fin d'exposer toutes les caractéristiques spectrales (Figure 29).



**Figure 30 Images calculés des indices Ninomiya, (a) Indice de la calcite, (b) indice OH(a), (c) Indice OH(b), (d) Indice de l'Alunite**

Les résultats de ces indices minéralogiques étaient calculés dans le logiciel Envi v 5.3. Pour la minéralogie de Ninomiya (2003), l'image traitée en niveaux de gris du minéral de la calcite discrimine les altérations propylitiques avec des pixels lumineux, alors que les minéraux carbonatés en général sont brillants avec une couleur blanche sur l'image de cet indice (Figure 30). De plus, les zones riches en kaolinite caractérisent les zones d'altérations argilliques et phylliques qui sont distinguées par l'indice OH<sub>(a)</sub> et OH<sub>(b)</sub> et qui rehaussent aussi les indices de la Pyrophyllite et Montmorillonite (Figure 30). Ensuite, Ces images d'indices en niveaux de gris ont été seuillées pour extraire tous les pixels avec des valeurs de réflectance nettement supérieures à la valeur seuil.

Le seuillage de ces indices minéralogiques a été faite en appliquant la formule de seuillage suivante (Zoheir & Emam, 2014):

$$(9) \text{ Seuil} = \text{Moyenne} + 2 * \text{Ecart Type}$$

Cette formule a été appliquée sur les images des indices calculées pour rehausser les zones à forte d'abondance minéralogique. Ces dernières sont rehaussées en couleur blanche due à la réponse spectrale spécifique à chaque minéral d'altération (Figure 31). Les valeurs de seuillage appliquées (VS) sont les suivantes :

- **CI:** VS = 1.40
- **OH (a):** VS = 1.65
- **OH (b):** VS = 1.48
- **ALI:** VS = 1.25

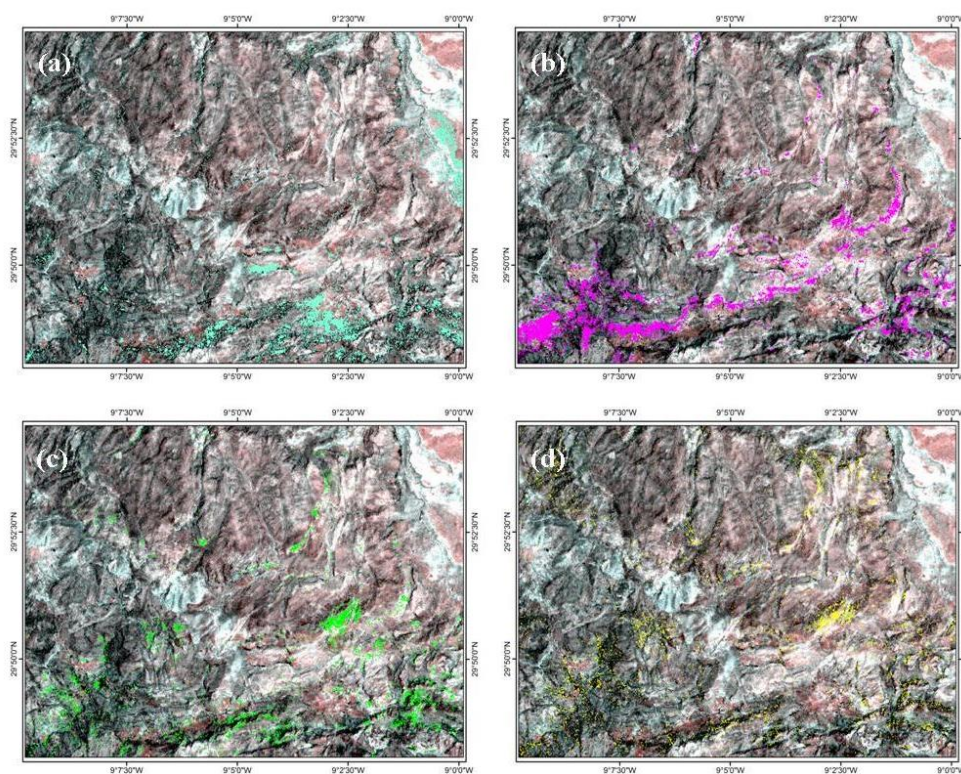
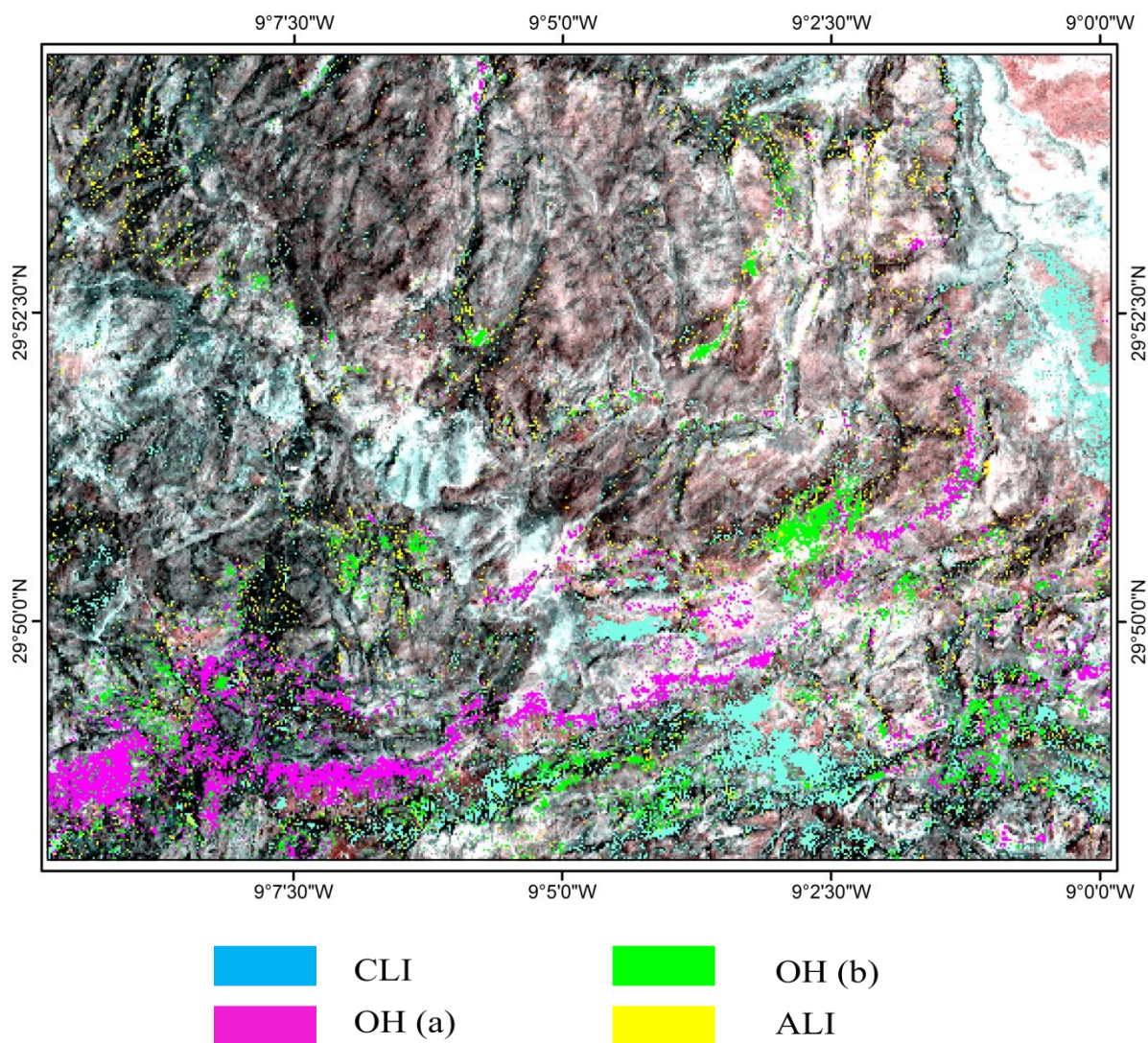


Figure 31 Images calculés des indices Ninomiya, (a) Indice de la calcite, (b) indice OH(a), (c) Indice OH(b), (d) Indice de l'Alunite

Les pixels extraits des indices minéralogiques ont été fusionnés spatialement et drapée sur l'image du vrai composé coloré RGB de l'image ASTER de la zone d'étude (Figure 32).

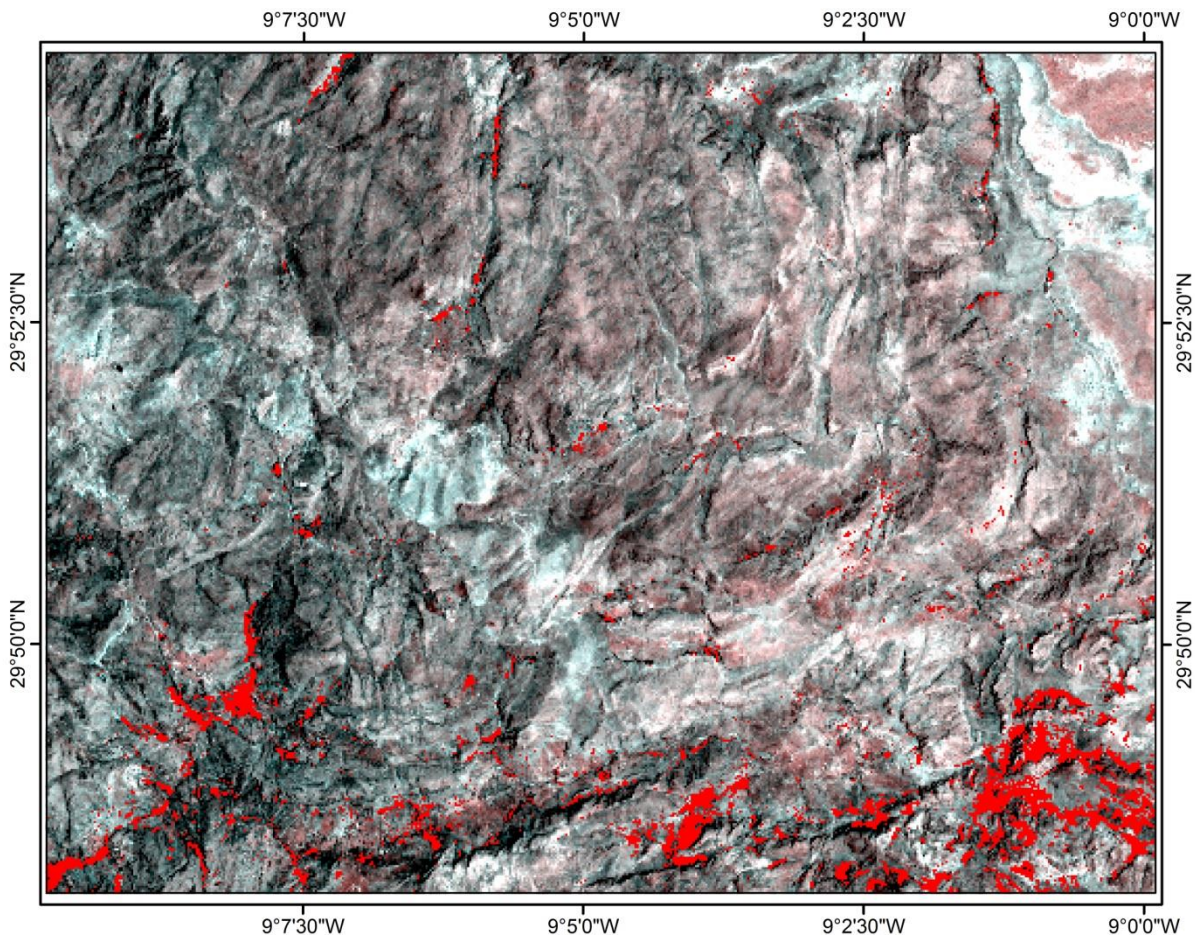


**Figure 32 Fusion des images calculées des indices Ninomiya, (a) Indice de la calcite, (b) indice OH(a), (c) Indice OH(b), (d) Indice de l'Alunite**

A la lumière des résultats obtenus, un indice des altérations argilliques a été développé afin de rehausser les zones à forte d'abondance de Kaolinite. Cet indice est calculé en se basant sur l'approche de la pente spectrale multiple (Figure 33). En analysant la signature spectrale de la kaolinite, il a une forte réflectance dans les bandes ASTER 3 et 4 et une forte

absorption dans la bande ASTER 5 (Rowan & Mars, 2003b) (Figure 29). Cet indice est calculé par la formule suivante :

$$(10) \text{ Indice } Kaolinite = \frac{(Bande_4 * Bande_3)}{(Bande_5 * Bande_5)}$$



**Figure 33 Zones de forte abondance de l'indice de Kaolinite développé des altérations argilliques**

L'indice développé montre des résultats satisfaisants en matière d'identification des altérations argilliques à argilliques avancées (Di Tommaso & Rubinstein, 2007). Cet indice expose le même rehaussement par rapport à l'indice spectral OH(b) développé par Ninomiya (Ninomiya & Fu, 2001). De plus, les deux indices spectraux se calculent par l'approche des pentes spectrales multiples en utilisant la bande d'absorption ASTER 5 (Figure 29). Les indices de Ninomiya sont validés dans plusieurs études ce qui les rend utiles comme des données de référence dans la présente étude (Ninomiya & Fu, 2001).

Les altérations propylitiques, phylliques, argilliques se produisent généralement avec des minéralisations en Au-Cu, Ag et/ou Pb-Zn. Ainsi, la cartographie et l'identification des assemblages de minéraux des altérations hydrothermales à l'aide des données de l'image ASTER peuvent être considérées comme un outil rentable et applicable pour le ciblage et la prospection de minéralisations épithermales de type filonien polymétallique. Les altérations hydrothermales telles que les altérations propylitiques, phylliques, argilliques se produisent dans les roches magmatiques, généralement là où des roches plutoniques alcalines à sub-alcalines, comme l'andésite ou bien le gabbro (Fard et al., 2006) (Di Tommaso & Rubinstein, 2007). Le composé coloré RGB des ratios de bandes: 4/5, 4/6 et 4/7 (Figure 36), développé par Di Tommaso et al (2007) a également été utile pour l'identification des minéraux d'altérations hydrothermales. La zone en blanc montre une réponse de la bande 5 et de la bande 6 (Al-OH) et de la bande 7 (Fe-OH).

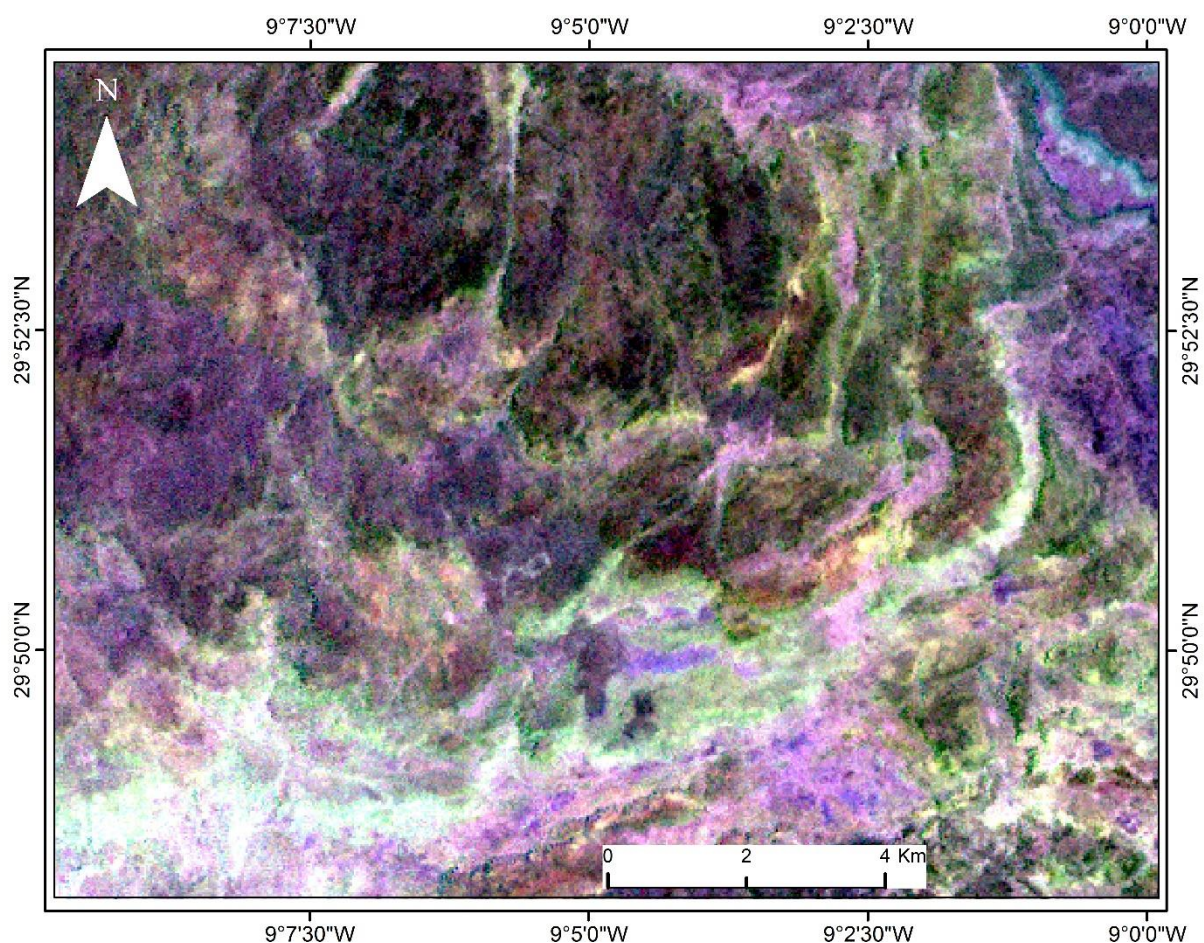
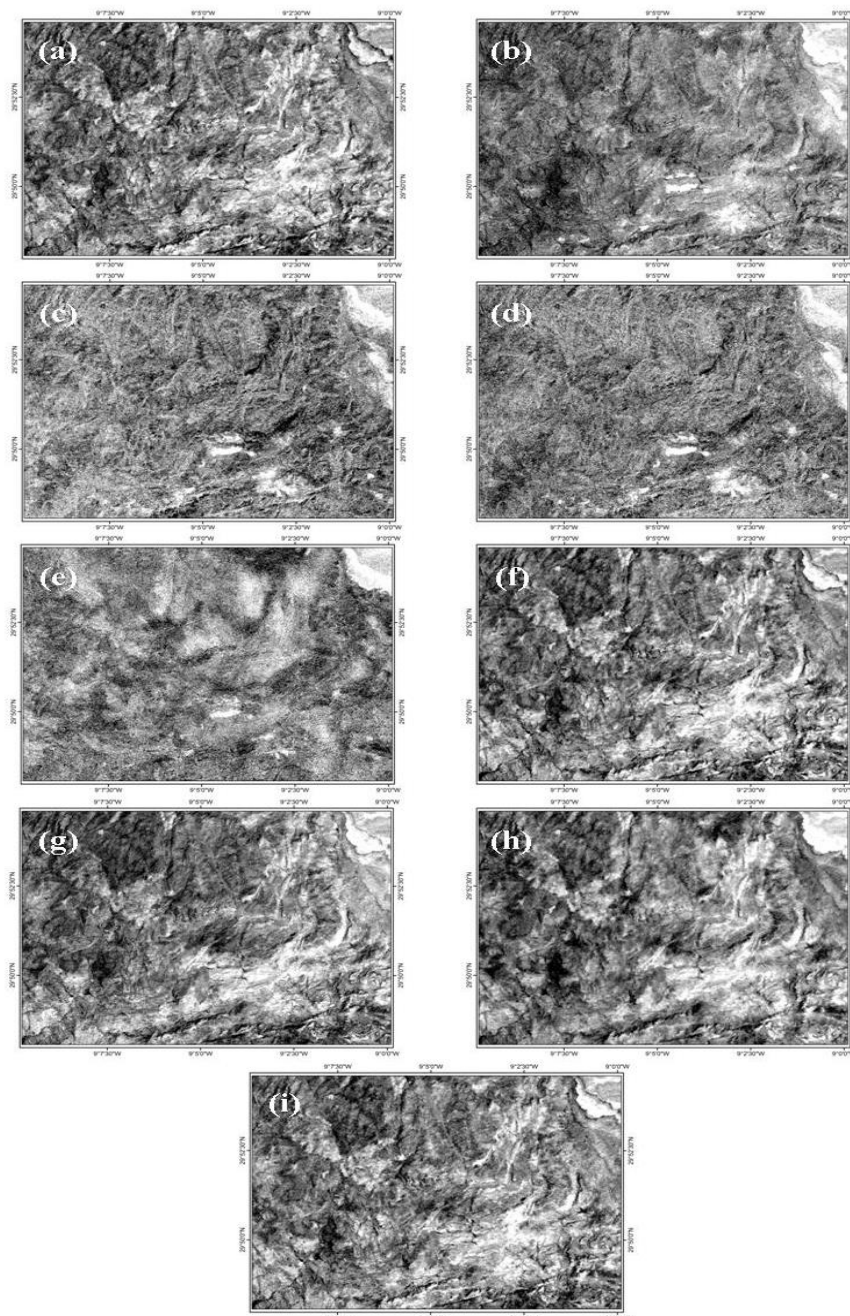


Figure 34 Composé Coloré RGB de l'image ASTER: 4/5, 4/6, 4/7 (Di Tommaso & Rubinstein, 2007)

## 2-3 Classification CEM (Constrained Energy Minimization)

La classification CEM permet le rehaussement des minéraux d'altérations séparément à fin d'identifier chaque minéral spécifique (Pour & Hashim, 2012b). 9 signatures spectrales des minéraux d'altérations hydrothermales ont été appliquées dans cette classification.



**Figure 35** Images résultant de forte abondance des minéraux d'altérations : (a) Alunite, (b) Chlorite, (c) Calcite, (d) Epidote, (e) Illite, (f) Kaolinite, (g) Montmorillonite, (h) Muscovite, (i) Pyrophyllite

Les images résultantes de la classification CEM montre une bonne corrélation et similarité avec celles des indices spectraux de Ninomiya (Figure 35). Cela montre clairement que la classification CEM une méthode efficace de classification à aspect minéralogique comme c'est mentionné dans la littérature existante. Les images CEM des minéraux d'altérations argilliques (Alunite, Kaolinite et Pyrophyllite) en plus des images de la classification CEM des minéraux d'altérations phylliques, présentent une très bonne corrélation avec les images des indices spectraux  $OH_{(a)}$  et  $OH_{(b)}$  respectivement (Figure 31). De plus, l'indice de kaolinite développé des altérations argilliques corrèle bien avec les images CEM et les indices spectraux (Figure 33).

#### **2-4 Validation des Résultats par Mesures Spectroradiométriques**

Afin de vérifier la précision de la classification CEM, huit sites de terrain ont été pris dont quatre échantillons ont été pris pour la validation par leurs mesures spectroradiométriques ASD (Figure 36). L'analyse des résultats nous a permis d'identifier quatre échantillons par lesquels les classifications CEM des minéraux d'altérations hydrothermales sont validées. Les mesures spectroradiométriques des quatre échantillons sélectionnés ont été comparées avec les signatures spectrales correspondantes des minéraux d'altérations hydrothermales. La localisation géographique des échantillons pris pour mesures spectroradiométriques est présentée dans la figure 37.

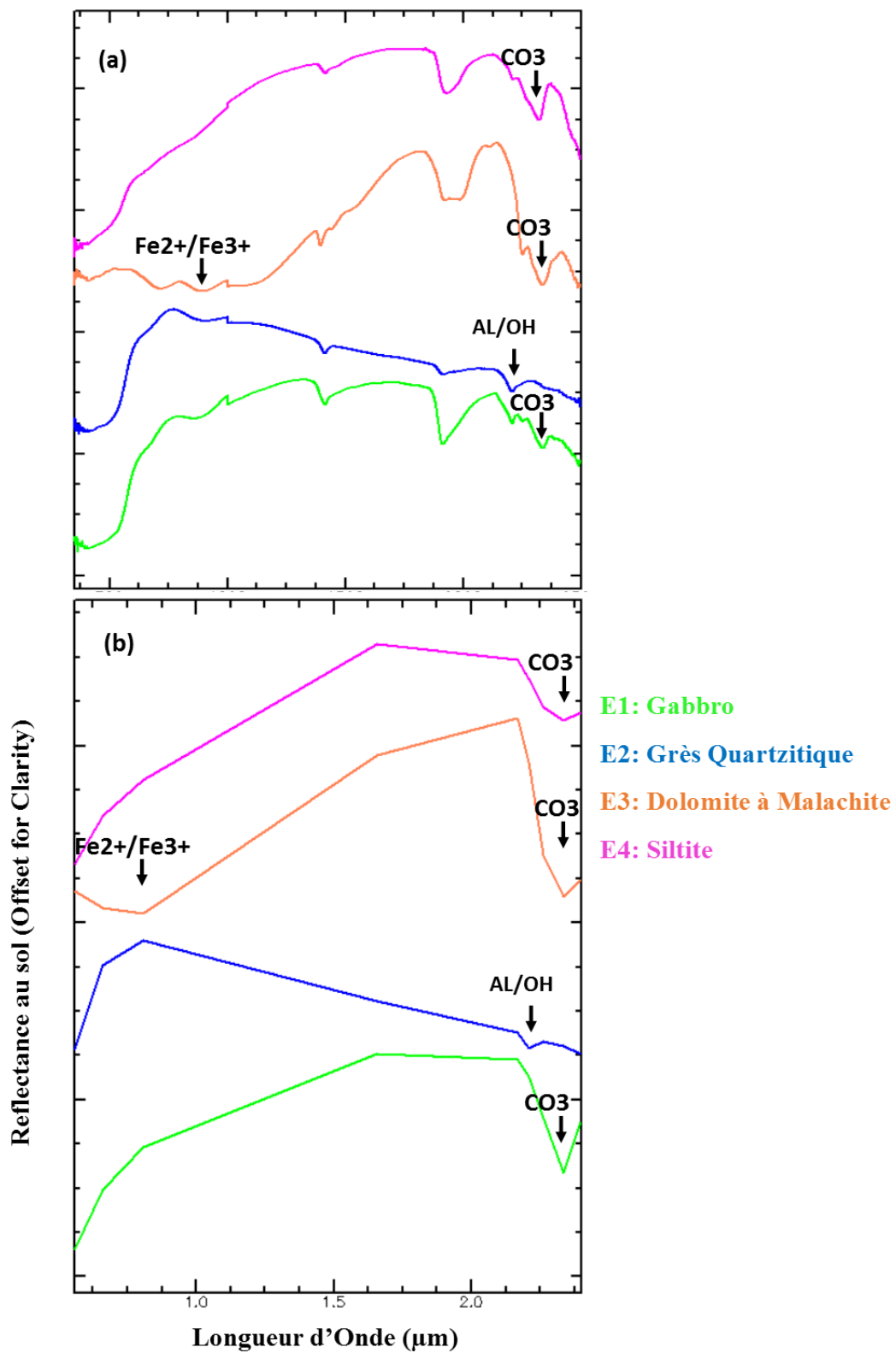
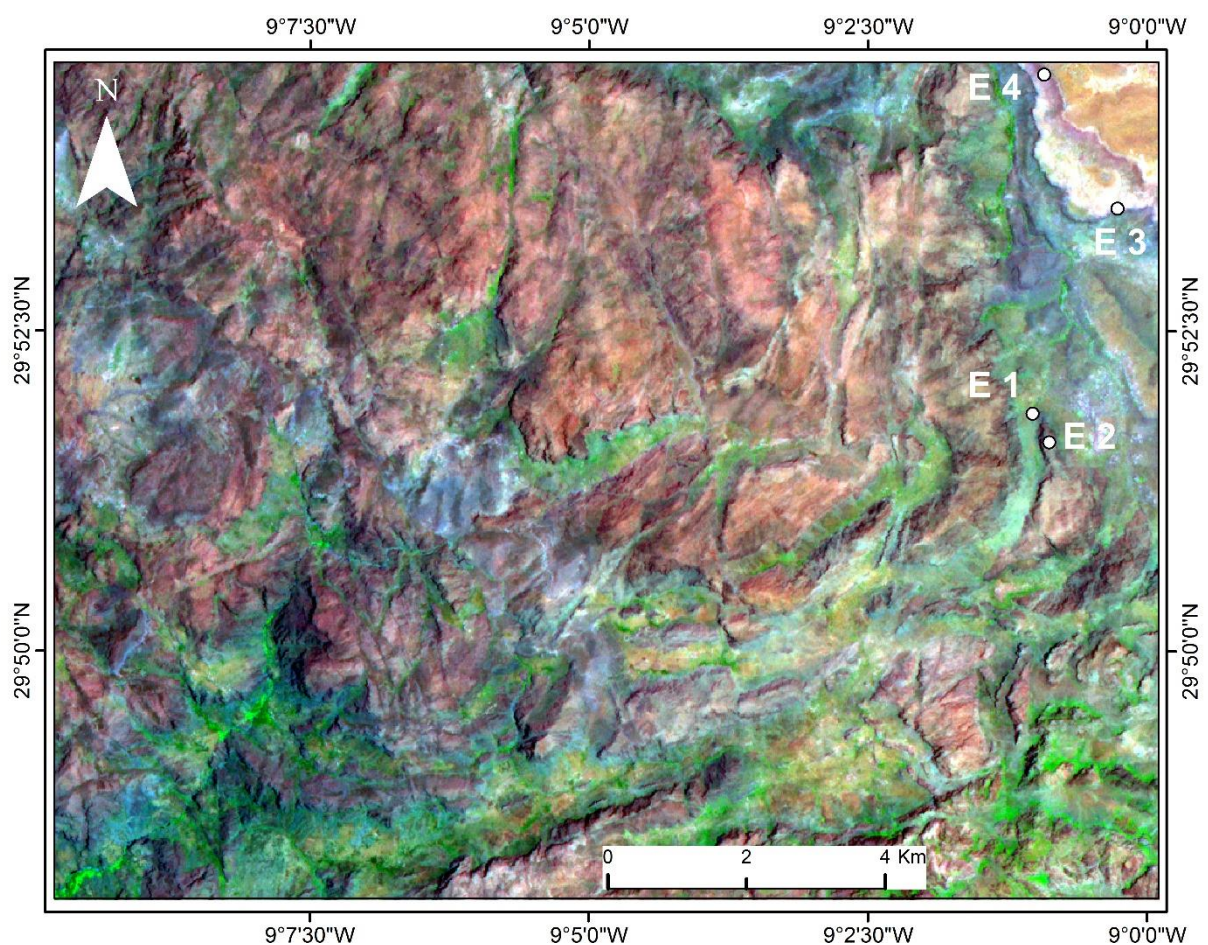


Figure 36 Signatures spectrales ASD des quatre échantillons prélevés sur terrain : (a) Signatures spectrales ASD non-ré échantillonnées, (b) Signatures spectrales ASD ré-échantillonnées aux bandes ASTER

La confrontation des résultats de la classification CEM des quatre minéraux d'altérations hydrothermales (Kaolinite, Calcite, Chlorite et Epidote) et les mesures spectroradiométriques ASD des quatre échantillons sélectionnés a permis de cibler les zones d'altérations hydrothermales (Figure 38). Les altérations propylitiques des minéraux de la chlorite, la calcite et l'épidote se produisent essentiellement dans les gabbros, la dolomite et la siltite (Figure 38). Les signatures spectrales de ces unités lithologiques présentent une forte bande d'absorption dans la bande 8 (Figure 38). De plus, l'altération argillique se présente dans l'unité lithologique des grès quartziques qui présente une bande d'absorption AL-OH dans la bande 5.



**Figure 37 Répartition géographique des échantillons de validation: (E 1) Gabbro, (E2) Grès Quartzitiques, (E3) Dolomite à Malachite, (E4) Siltite**

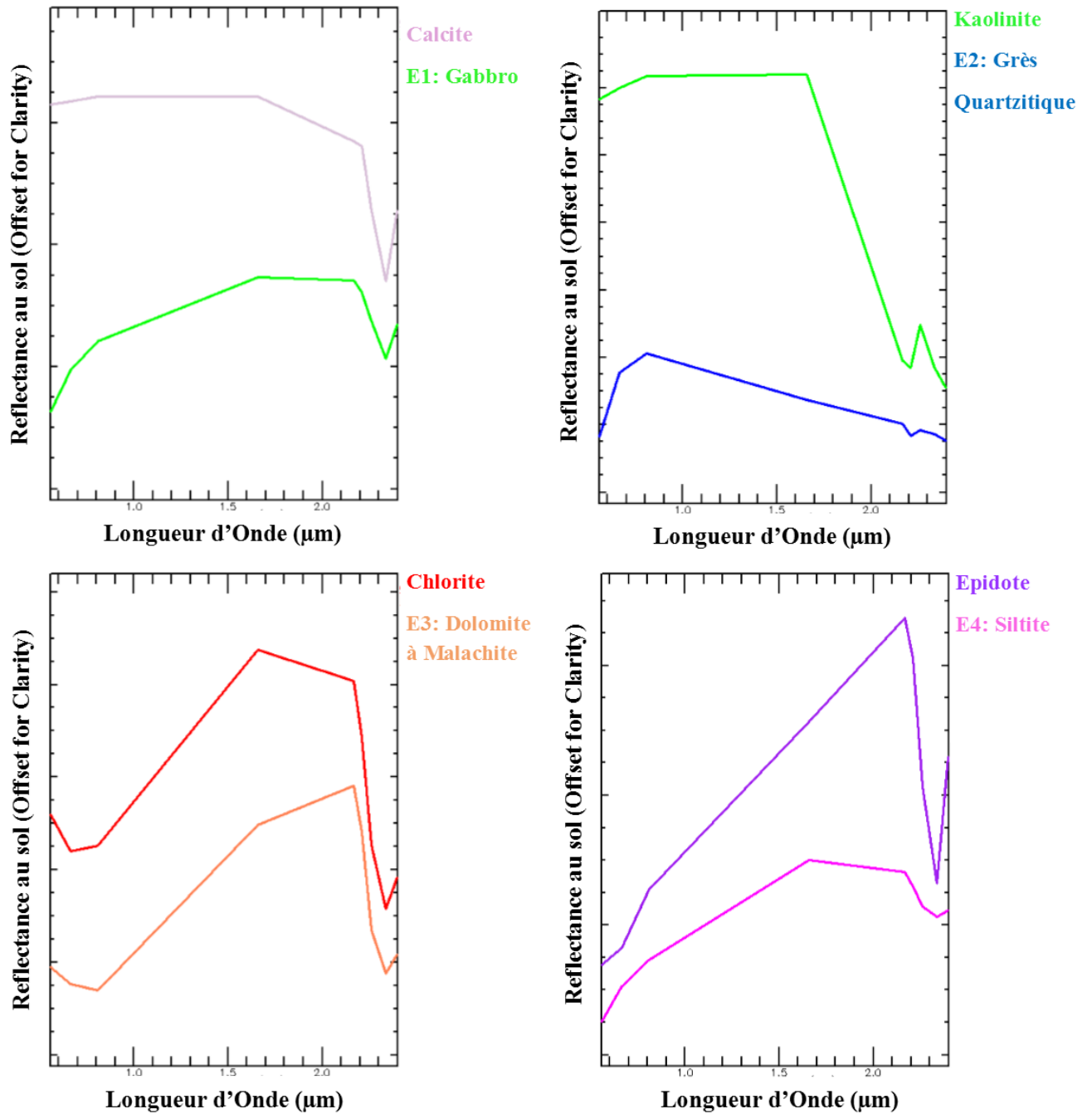


Figure 38 Comparaison des mesures spectroradiométriques ASD et signatures spectrales des minéraux d'altérations extraites de l'image ASTER

## **2-5 Conclusion**

Ces résultats indiquent en premier lieu, que les altérations argilliques (kaolinite et alunite) sont largement présentes dans les faciès lithologiques des grès quartzitiques, conglomérats, et la volcanite et l'ignimbrite rhyolitiques. Les intrusions de gabbro, qui sont des roches magmatiques, montrent également des altérations propylitiques (Chlorite, Calcite et Epidote) et c'est un bon indicateur de caractère hydrothermal (Noori et al., 2019).

## **3- Cartographie Linéamentaire**

### **3-1 Introduction**

Les linéaments se réfèrent généralement à une surface linéaire ou curviligne, qui peut se référer à des caractéristiques structurales (failles et fractures) (Hashim et al. 2013; Adiri et al. 2017b), géomorphologiques (canaux) ou autres constructions artificielles telles que routes et champs agricoles. Les linéaments géologiques sont exposés sous forme de lignes ou de structures linéaires qui sont significativement plus claires ou plus foncées que les pixels du fond (Han et al., 2018). Ces linéaments comprennent : les failles et les fractures qui ont un déplacement évident, les ruptures qui n'ont pas de déplacement significatif de fracture, les grandes fractures crustales, les failles profondes, les failles enfouies, les caractéristiques micro-géomorphologiques linéaires et les traces linéaires qui reflètent des teintes anormales (Vassilas et al. 2002; Han et al. 2018).

Les linéaments peuvent être détectés en raison de leurs caractéristiques physiographiques qui ont causé le changement de tonalité par rapport au relief, au motif et aux textures des images satellites (Hashim et al., 2013). De plus, les linéaments peuvent aussi faire référence aux limites entre les différentes unités lithologiques (Saadi et al. 2011; Adiri et al. 2017b). De plus, plusieurs études ont montré le rôle important de la cartographie des linéaments comme étape essentielle de l'exploration minérale (Bahiru and Woldai 2016; Al-Mokredi, Guangdao, and Al Bassam 2007). Les images satellitaires optiques et radar, issues de capteurs embarqués sur des plates-formes spatiales et aéroportées, permettent l'extraction d'informations spectrales à caractère géologique. L'un des moyens d'étudier les structures géologiques consiste à améliorer et à analyser les linéaments de ces images satellites. Les progrès accélérés réalisés dans le domaine du Système d'Information Géographique (SIG) en ont fait une technique efficace notamment pour l'analyse des linéaments extraits en vue de sa capacité à analyser rapidement et efficacement, à stocker quantitativement les résultats et aussi à générer des bases de données géographiques.

Par conséquent, les progrès réalisés dans le domaine de la technologie géospatiale et l'utilité démontrée de l'étude des linéaments dans divers domaines des géosciences ont donné lieu à l'essor des études portant sur les linéaments (Jawahar Raj & Prabhakaran, 2018). Diverses méthodes ont été proposées pour extraire les linéaments tectoniques et morpho-

structuraux et ces méthodes ont démontré une efficacité et une capacité importantes grâce à l'étude sur le terrain.

L'extraction de linéaments géologiques à partir de données de télédétection est traitée selon trois approches fondamentales : (i) extraction manuelle (Javhar et al. 2019; Jordan and Schott 2005), (ii) extraction semi-automatique (Jordan & Schott, 2005) et (iii) extraction automatique (Adiri et al. 2017b; Saadi et al. 2011). Kavak et Cetin (2007) ont appliqué des techniques d'amélioration directionnelle des lisières à l'aide de noyaux de convolution sur la bande 5 des données Landsat TM pour améliorer les linéaments géologiques. Prabhakaran et Jawahar Raj (2018) ont utilisé des données générées par CARTO-SAT 1 pour extraire les linéaments tectoniques des collines de Pachamalai, Tamil Nadu en Inde en utilisant huit angles d'azimut différents compilés ensemble pour générer des linéaments tectoniques. Pour et Hashim (2015) ont démontré la capacité des données PALSAR à extraire des linéaments structuraux à l'aide de filtres sigma et directionnels locaux adaptatifs dans la zone de suture de Bentong-Raub (BRSZ) de Malaisie péninsulaire. Hashim et el (2013) ont appliqué l'algorithme de détection de bordure Canny pour extraire automatiquement les linéaments dans une zone fortement végétalisée en utilisant l'image ETM+ (Landsat Enhanced Thematic Mapper). Adiri et al (2017) ont appliqué l'extraction automatique des linéaments à l'aide des données OLI ASTER et Landsat 8 couplées aux données GDEM ASTER pour extraire les linéaments dans l'île de Sidi Flah-Bouskour, Anti Atlas du Maroc. Filho et Rossetti (2012) ont démontré l'efficacité des données SRTM et ALOS PALSAR pour améliorer les linéaments morphostructuraux dans le nord-est du Brésil.

### **3-2 Organigramme du Travail**

Dans cette section, les images LANDSAT 8 OLI et Terra ASTER ont été utilisées avec les images radar ALOS PALSAR pour la cartographie des linéaments dans la zone d'étude de Kerdous dans l'Anti Atlas marocain. L'organigramme du travail est présenté dans la figure ci-dessous :

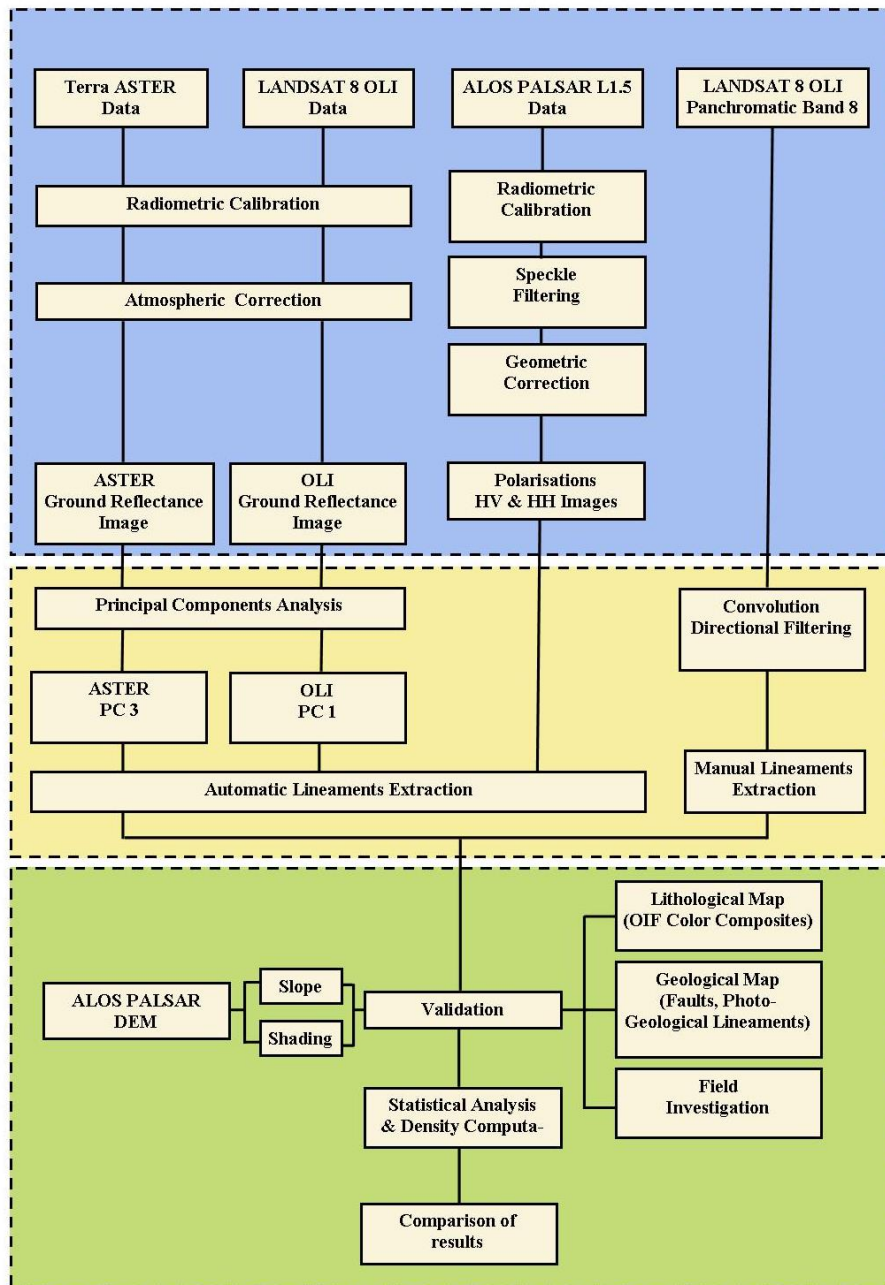


Figure 39 Organigramme du travail de la cartographie linéaire

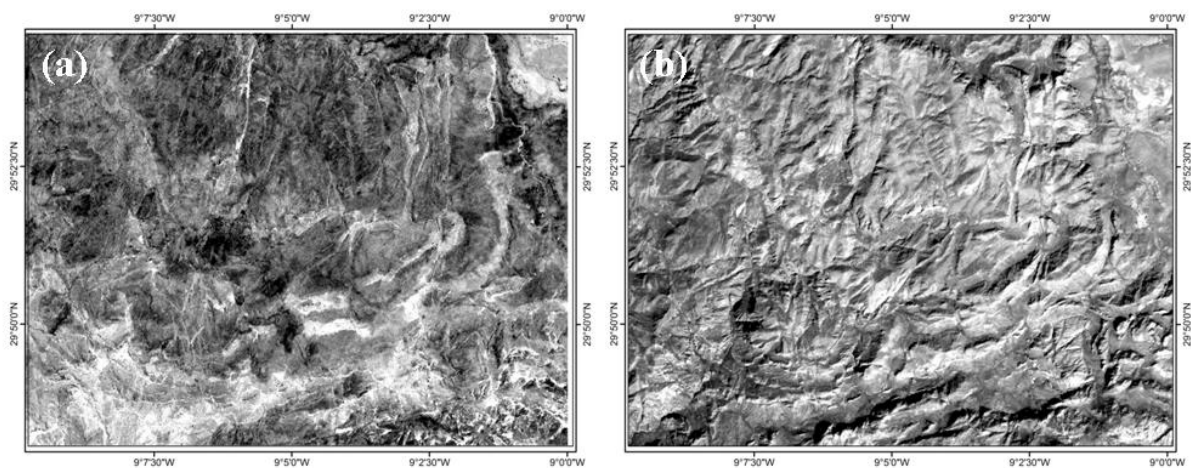
Les méthodes appliquées sont mentionnées dans le chapitre matériels et méthodes. Alors que les résultats sont présentés selon l'ordre des trois étapes essentielles de prétraitement, traitement et validation.

### 3-3 Extraction Automatique des Linéaments

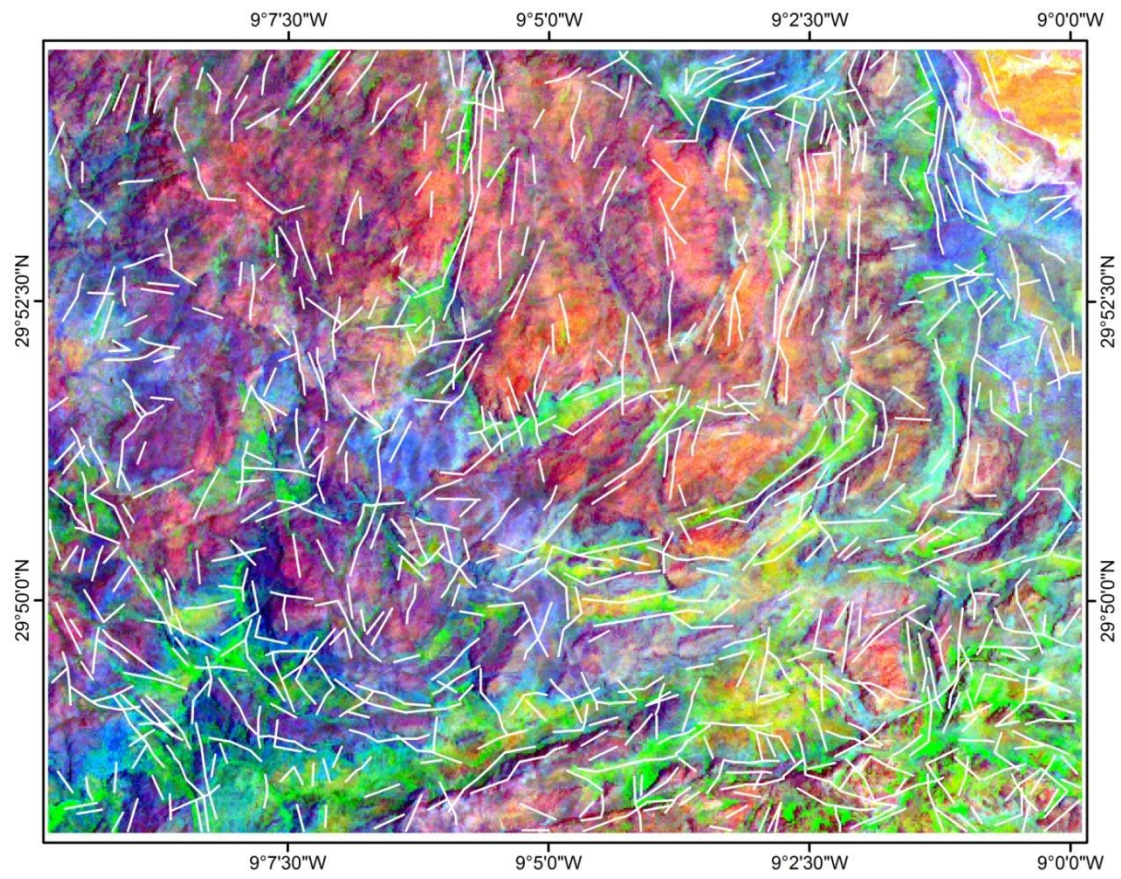
#### 3-3- 1Analyse en Composantes Principales

L'analyse des images des principaux composants (PCs) résultant de l'application de la technique PCA sur les images OLI et ASTER, a montré que les OLI PC1 et ASTER PC3 sont celles qui mettent en évidence les caractéristiques linéaires, telles que les fractures et les drainages (N. Li et al., 2011). Ce critère est significatif pour l'amélioration des linéaments (Adiri et al., 2017a). Les images de réflectance au sol OLI et ASTER sont ré-échantillonnées toutes les deux à la résolution spatiale de 15m pour bien rehausser les objets linéaires tels que les linéaments.

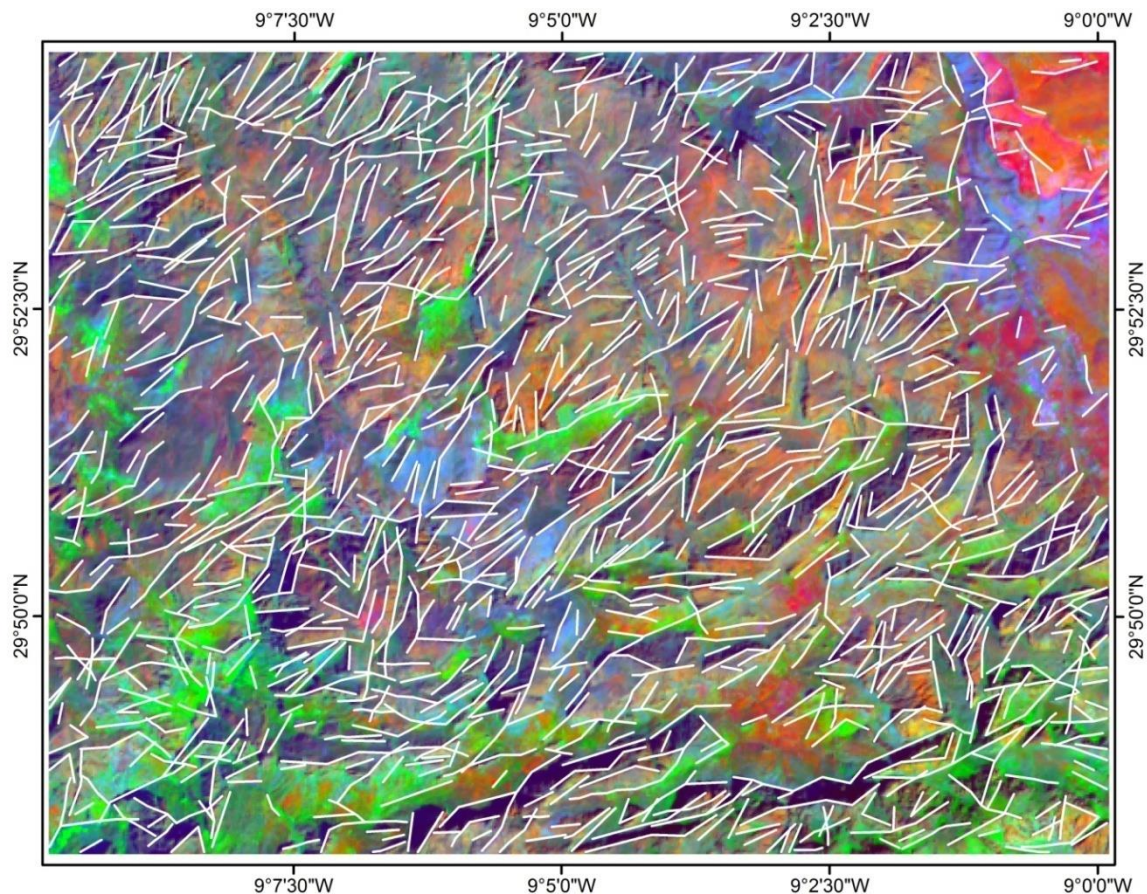
Les images OLI PC1 et ASTER PC3 ont donc été choisies avec les deux images VH et HH des données radar ALOS PALSAR pour qu'elles soient des images d'entrée dans l'algorithme Module Line du logiciel PCI Geomatica (Figure 40). Ce dernier nous a permis d'exécuter l'extraction automatique des linéaments. Les linéaments extraits des OLI PC1 et ASTER PC3 sont superposés sur les composés colorés sélectionnés par l'OIF des images OLI et ASTER de la zone d'étude respectivement, afin d'analyser leur distribution par rapport aux limites des unités lithologiques. (Figure 41 et 42).



**Figure 40 Images ACP : (a) PC 3 ASTER, (b) PC1 OLI**

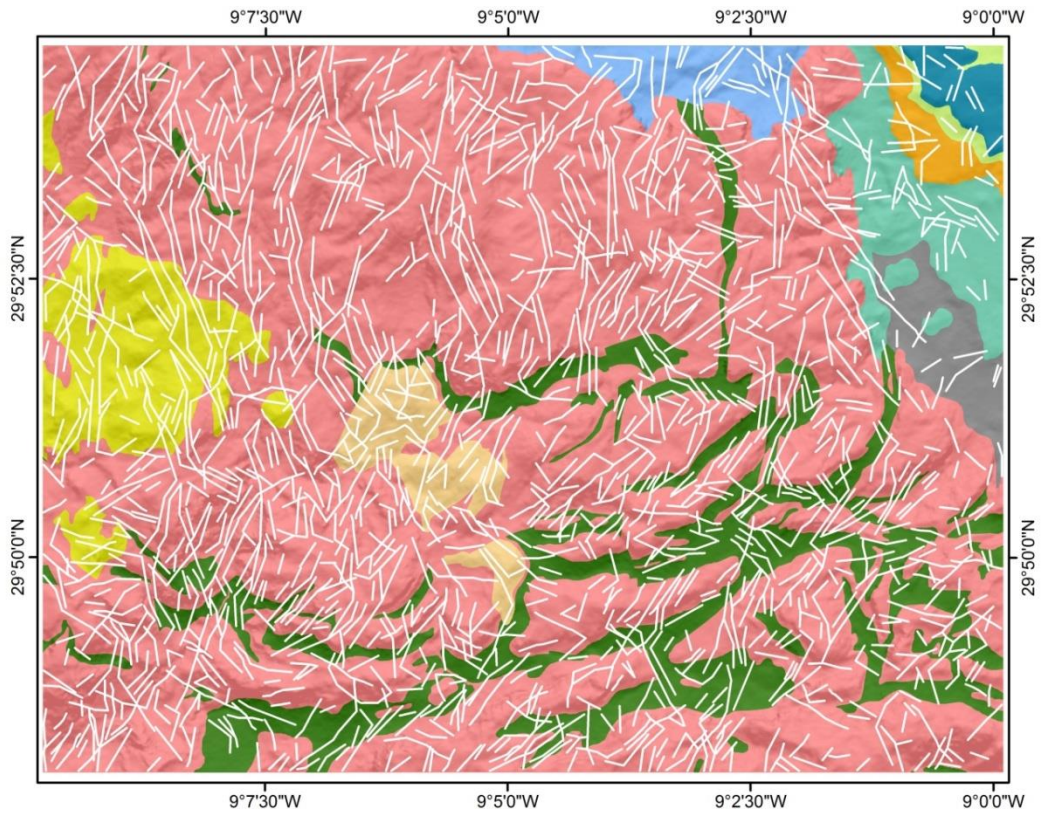


**Figure 41 Linéaments PC3 ASTER sur ASTER RGB 931**

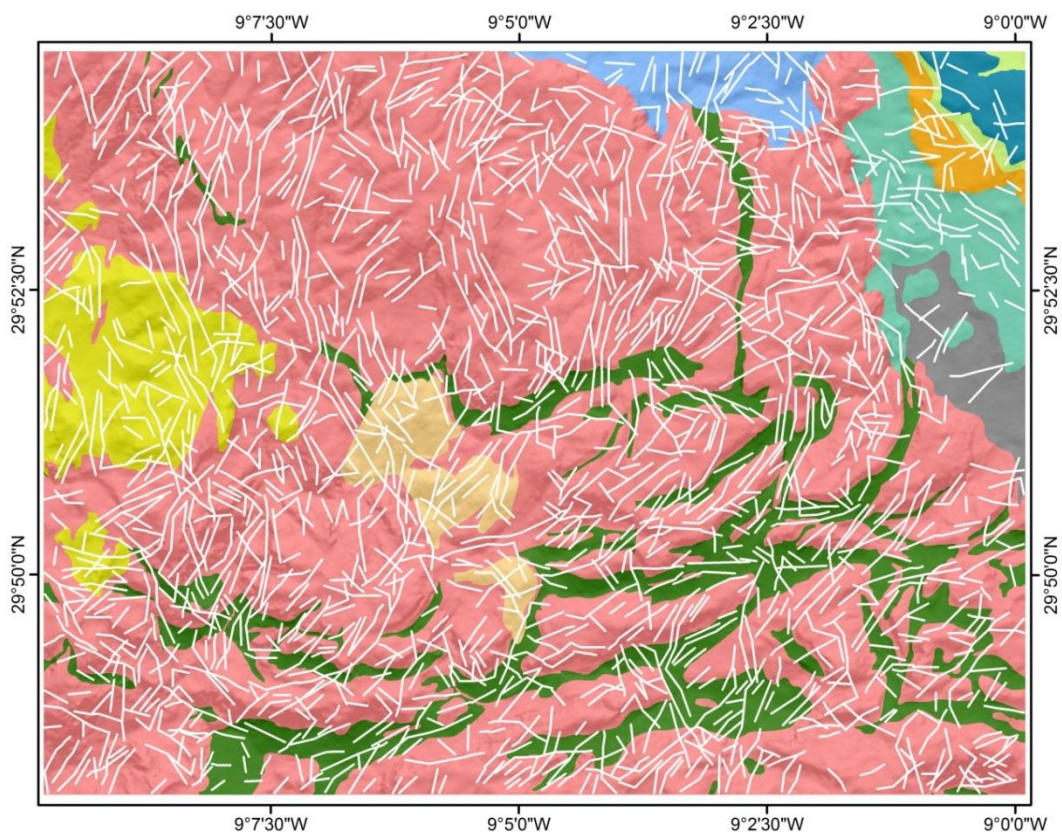


**Figure 42 Linéaments extraits de PC1 OLI sur OLI RGB 651**

Les linéaments extraits des images PC1 OLI et PC3 ASTER respectivement sont bien localisés dans les limites entre les unités lithologiques ce qui prouve en premier lieu que l'extraction automatique était relativement efficace sans se procéder encore à la validation. Ces linéaments ont été superposés sur les composés colorés OIF des images sources pour exposer la lithologie du terrain et non pas la lithologie numérisée de la carte géologique préexistante. Par contre, les linéaments extraits des images des deux polarisations HH et VH sont superposés sur la carte lithologique (Figures 43 et 44). Les images HH et HV ont une résolution de 12.5 m ce qui permet parfaitement à bien identifier tout objet linéaire.



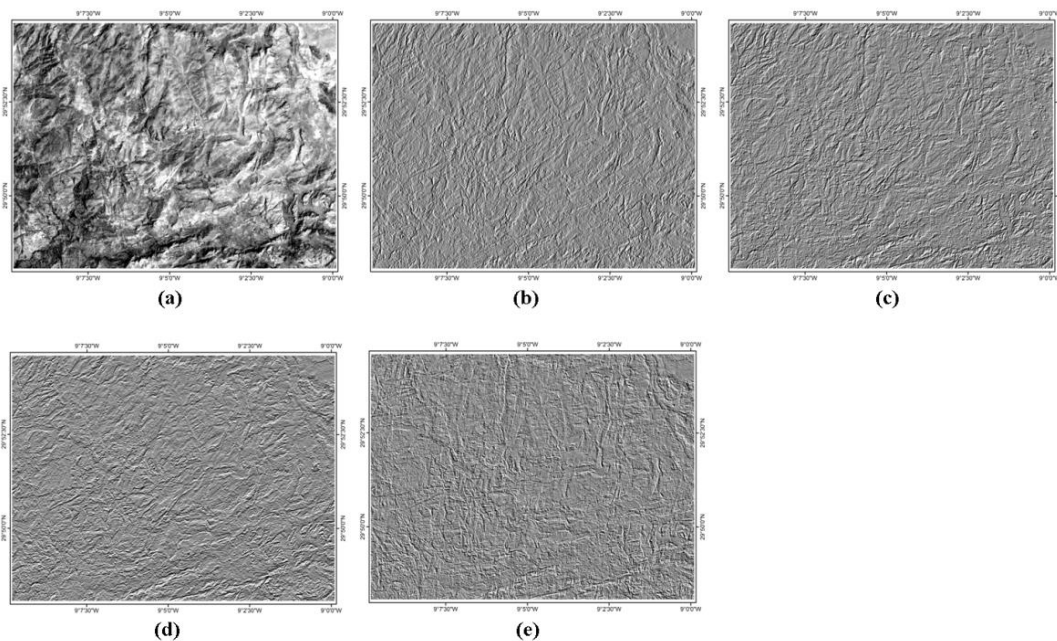
**Figure 43** Linéaments HH sur la carte lithologique



**Figure 44** Linéaments HV sur la carte lithologique

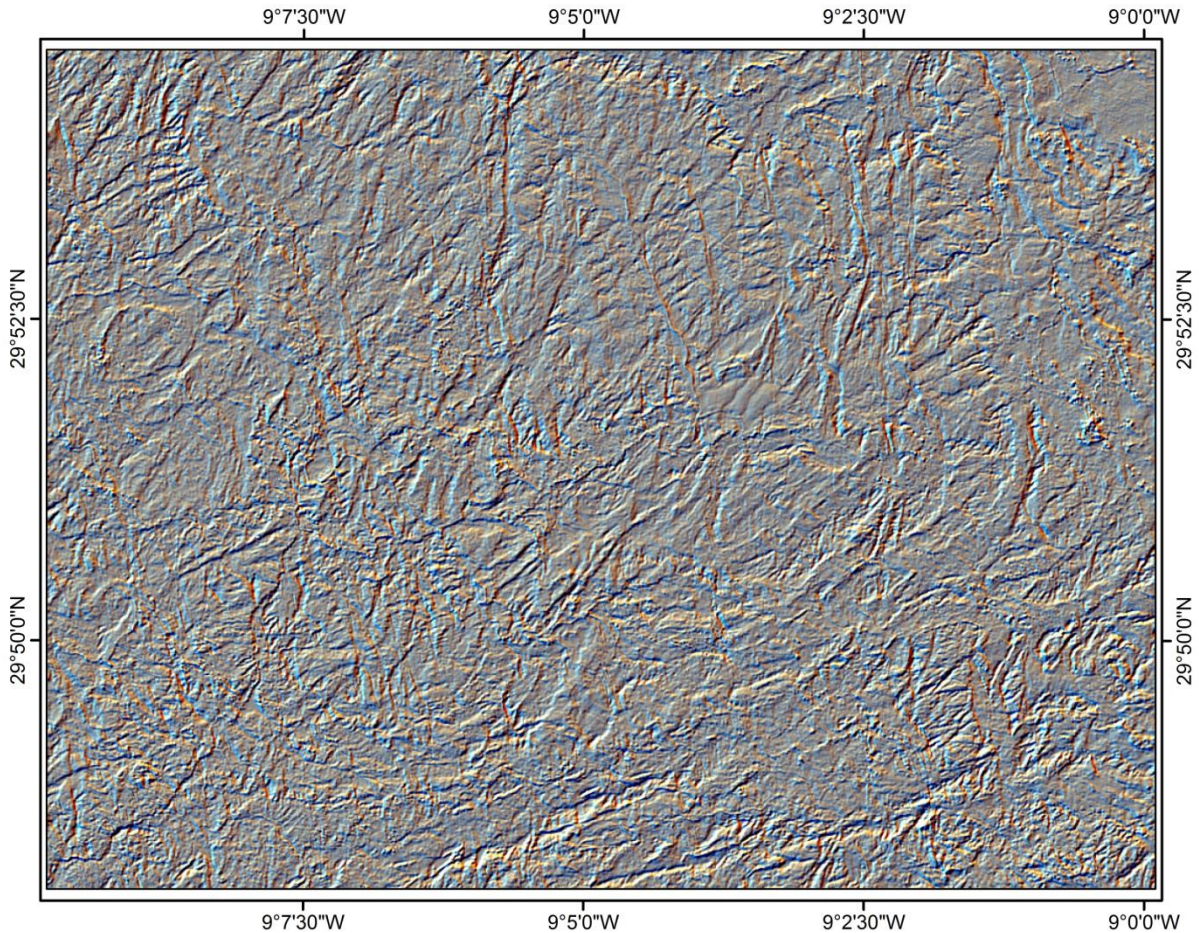
### 3-4 Extraction Manuelle des Linéaments

Afin d'évaluer les linéaments extraits automatiquement par le module LINE, une carte des linéaments de référence de la zone d'étude est nécessaire. Dans la présente étude, Deux cartes des linéaments sont utilisées pour la validation des résultats de l'extraction automatique des linéaments. La première carte est celle des failles et linéaments photo-géologiques numérisés à partir de la carte géologique de la zone d'étude. La deuxième carte de référence pour l'évaluation est créée à partir de l'extraction manuelle des linéaments (Javhar et al., 2019). Certains avantages et inconvénients de l'extraction manuelle et automatique des linéaments sont examinés dans des études antérieures (Javhar et al. 2019; Adiri et al. 2017b). Cependant, le principal avantage de l'extraction manuelle est qu'il est facile de distinguer le type de linéaments, si les caractéristiques linéaires sont d'origine tectonique ou d'origine humaine. La bande panchromatique 8 de l'image LANDSAT 8 OLI a été filtré par des filtres directionnels  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  et  $135^\circ$  à fin qu'ils soient fusionnés dans un composés coloré facilitant plus au moins l'extraction automatique des linéaments (Figure 45). Le filtrage directionnel permet de rehausser tout objet linéaire. Le choix de la bande panchromatique est justifié par la haute résolution de l'image (15m) et son bon calage au terrain puisque l'image LANDSAT 8 OLI L1T est corrigée géométriquement.



**Figure 45 (a) Bande Panchromatique OLI 8, (b) Filtre Directionnel  $0^\circ$ , Filtre Directionnel  $45^\circ$ , Filtre Directionnel  $90^\circ$ , Filtre Directionnel  $135^\circ$**

Un composé coloré RGB (0°, 45°, 90°) a été réalisé et défini comme une carte de base pour la numérisation des linéaments manuellement (Figure 46). Ce composé coloré a bien rehaussé les linéaments en se basant aussi sur la carte géologique préexistante.



**Figure 46 RGB des filtres directionnels (0°, 45°, 90°)**

Les linéaments extraits de la bande panchromatique ont été superposés sur le composé coloré OIF RGB 651 de l'image LANDSAT 8 OLI afin de les valider par la lithologie du terrain (Figure 47). Ces linéaments extraits manuellement sont moins abondantes par rapport à ceux extraits automatiquement et les toutes les statistiques sont mentionnées dans la partie qui suit. La superposition des linéaments sur le composé coloré OIF RGB 651 montre bien leur localisation aux limites des faciès lithologiques de la zone d'étude. De plus, ces linéaments sont bien superposés sur les failles et les linéaments photo-géologiques numérisés à partir de la carte lithologique qui montre nettement que l'extraction manuelle des linéaments était bonne.

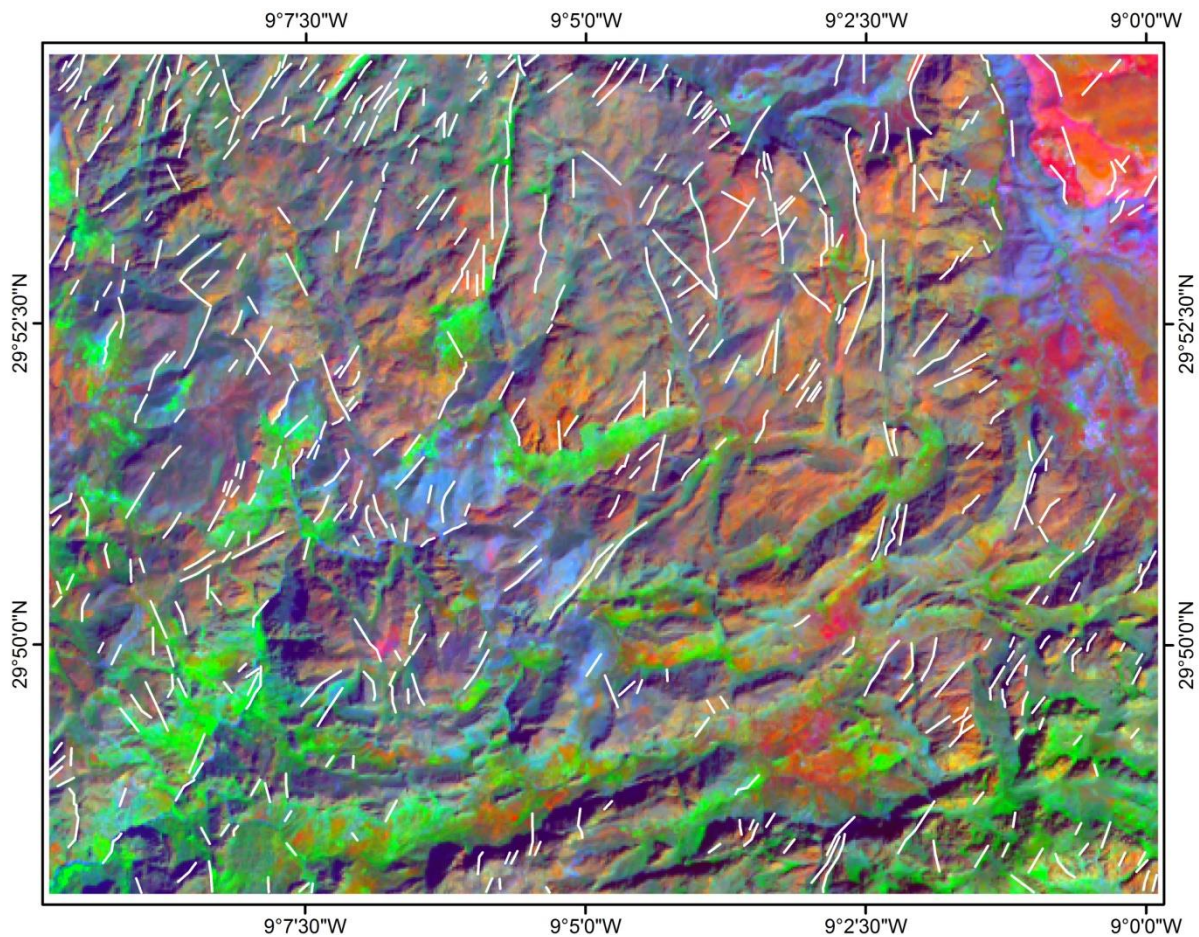
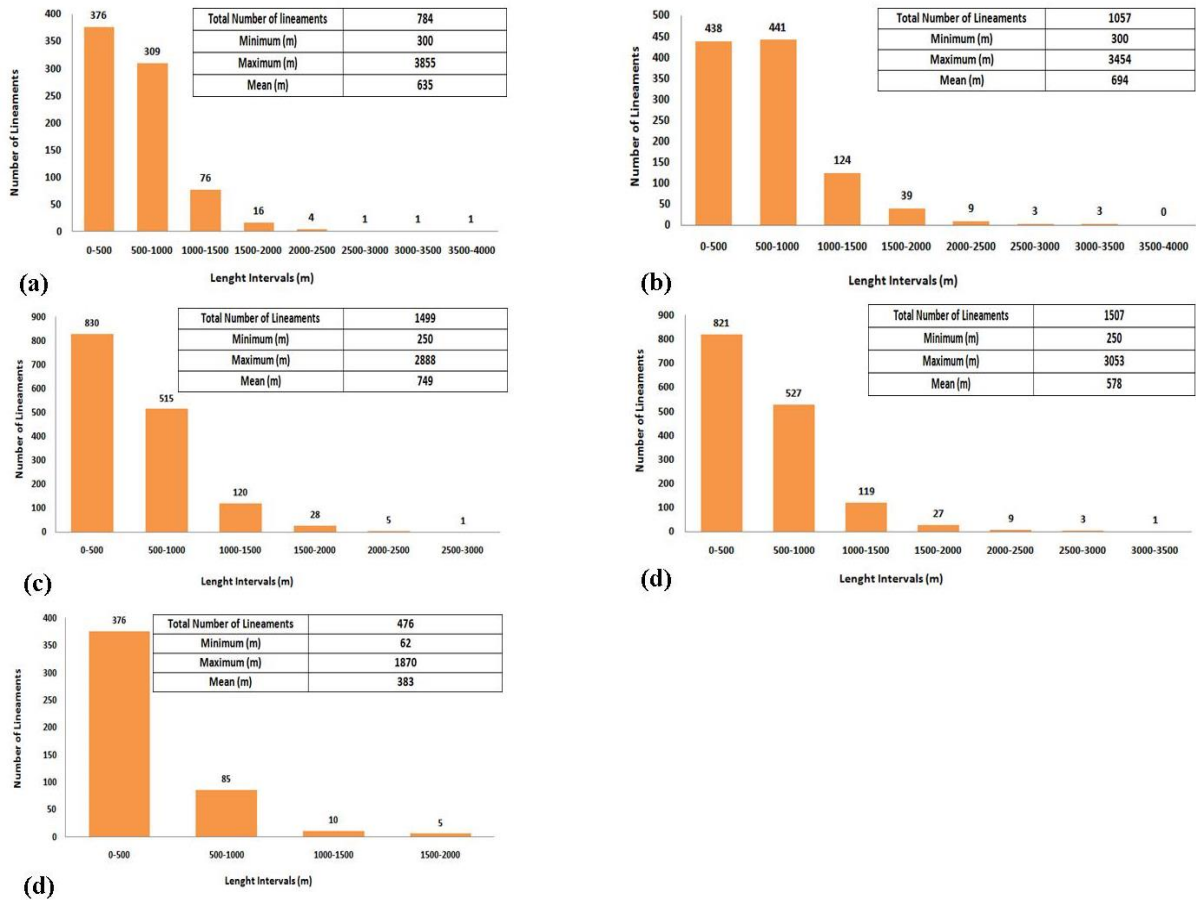


Figure 47 Linéaments extraits de la bande panchromatique 8 OLI sur OLI RGB 651

### 3-5 Statistiques

Sur le plan statistique, la comparaison des résultats obtenus montre que 1057 et 784 linéaments ont été extraits des images PC1 OLI et PC3 ASTER respectivement, alors que les images radar HH et HV de ALOS PALSAR ont donné respectivement 1499 et 1507 linéaments (Figure 48). En revanche, l'image de la bande panchromatique LANDSAT OLI 8 a donné 476 linéaments. La figure 48 illustre le nombre de linéaments obtenus en fonction de la longueur (en mètres), ainsi que quelques statistiques relatives à cette longueur pour chacune des données utilisées.

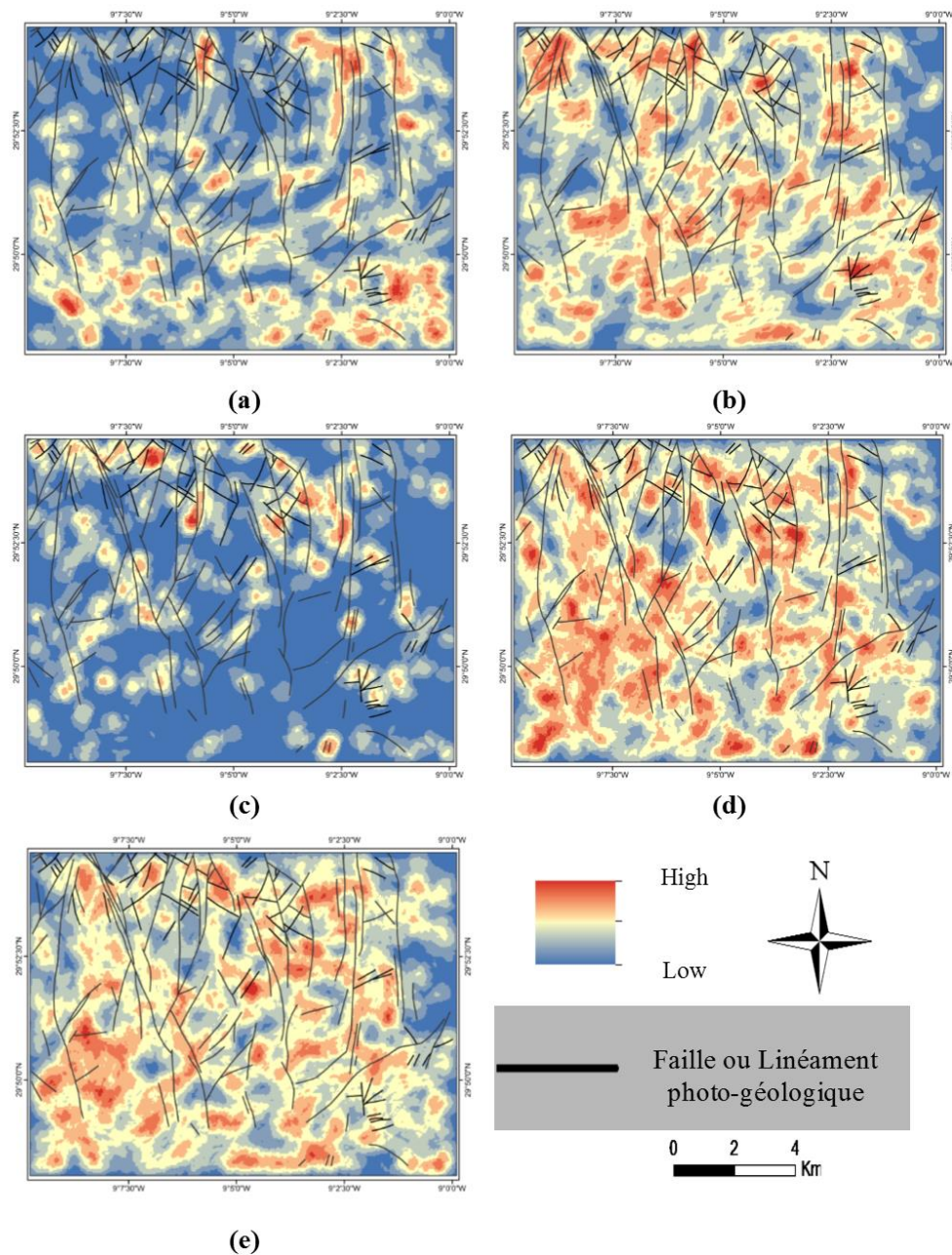


**Figure 48** Statistiques des linéaments extraits: (a) ASTER, (b) OLI, (c) Polarisation HH, (d) Polarisation HV, (e) Bande Panchromatique OLI 8

### 3-6 Évaluation de la Précision

#### 3-6-1 Densité

Dans les études liées à l'identification des linéaments, la densité est un paramètre largement utilisé (Hung, Batelaan, and De Smedt 2005; Corgne et al. 2010; Hashim et al. 2013). Il renseigne sur la concentration des linéaments par unité de surface. Dans le présent travail, la densité a été utilisée pour trouver la corrélation entre la concentration des linéaments et la distribution des failles et linéaments photo-géologiques existants dans la zone d'étude (Figure 49).



**Figure 49** Densité des linéaments extraits: (a) PC3 ASTER, (b) PC1 OLI, (c) Bande Panchromatique OLI 8, (d) Polarisation HH, (e) Polarisation HV

En analysant les cartes de densité, les résultats obtenus à partir de l'image PC 1 OLI ont montré une très bonne corrélation avec la distribution des failles et linéaments photo-géologiques. En addition, les images HH et HV de l'image ALOS PALSAR ont montré une meilleure corrélation avec la distribution des failles et correspondent parfaitement aux valeurs

de haute et faible densité, surtout avec la polarisation HH où il y a plus de valeurs de haute densité dans ces zones (en comparaison avec la polarisation HV).

### *3-6-2 Pente et Ombrage*

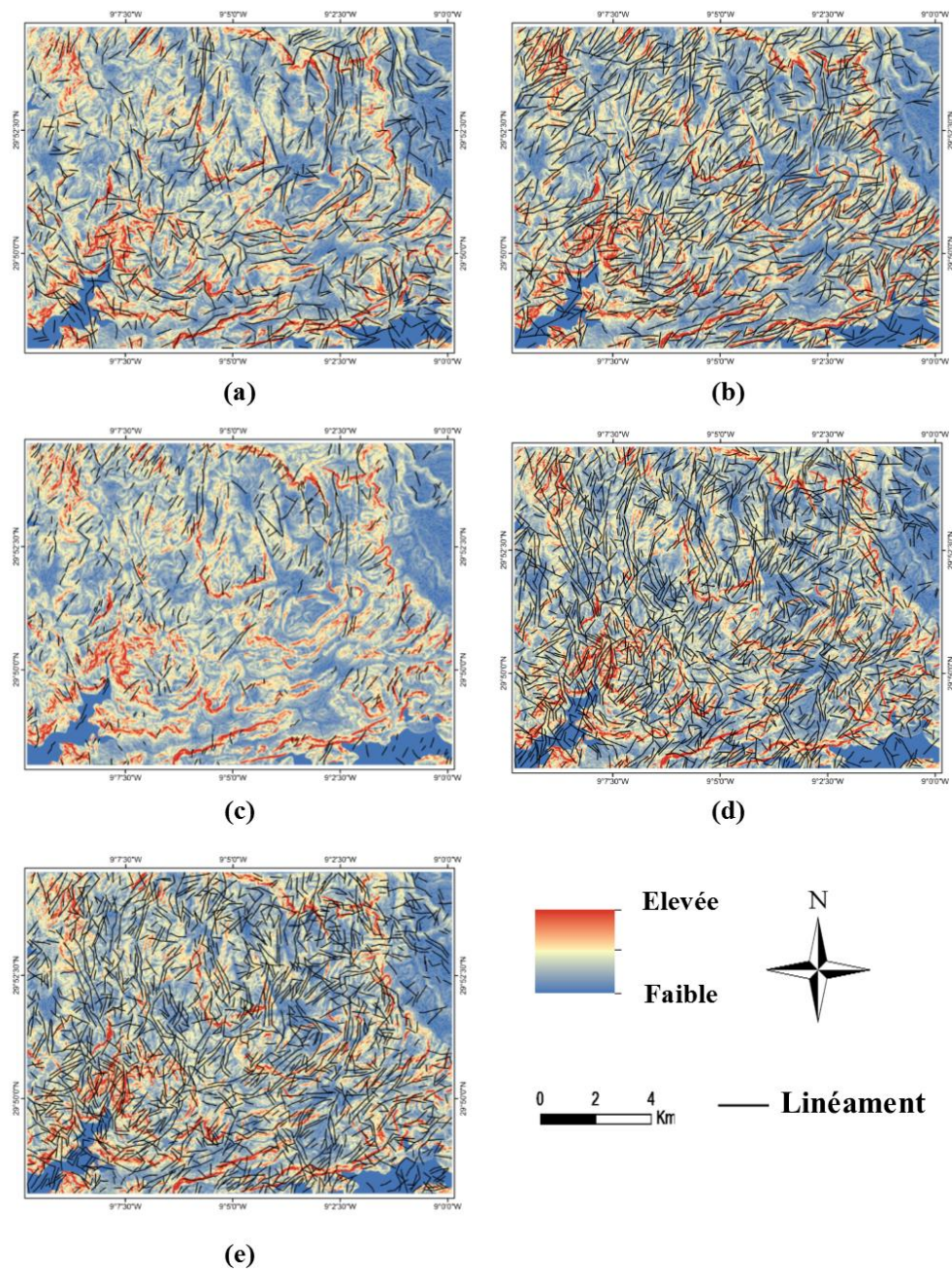
Dans les études de cartographie des linéaments, la pente est un paramètre largement appliqué pour la validation des linéaments extraits. Afin d'extraire d'éventuels linéaments géologiques, la pente est réalisée comme un paramètre important par le traitement des données du MNT. Les changements brusques des valeurs de la pente sont un indicateur important pour l'identification des structures linéaires (N. Li, Frei, and Altermann 2011; Nkono et al. 2013).

Concernant le paramètre d'ombrage, il fournit une meilleure information pour l'identification des linéaments géologiques et il est réalisé sur ALOS PALSAR DEM en appliquant l'outil d'analyse spatiale hillshade implémenté dans le logiciel ArcGIS version 10.3. De plus, l'interprétation visuelle des limites entre les zones ombrées et non ombrées peut indiquer la présence de linéaments. Les linéaments extraits sont drapés sur la carte des ombres afin de développer une bonne caractérisation des linéaments. L'azimut de  $0^\circ$  et l'angle d'altitude de  $45^\circ$ , indiquant respectivement la position relative du soleil et l'angle d'élévation, ont été choisis car ils permettent une meilleure discrimination entre les zones ombragées et non ombragées.

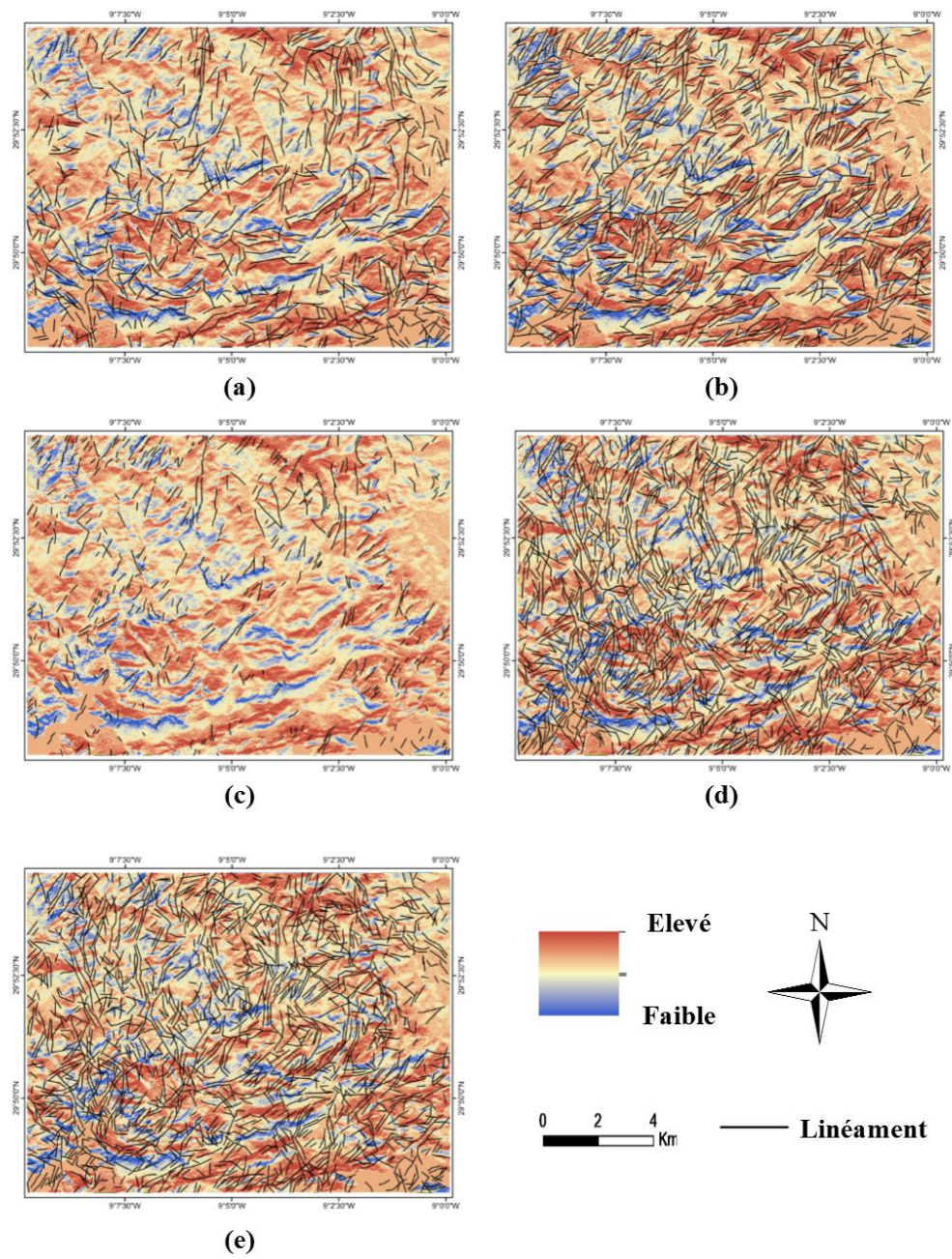
Les linéaments obtenus par extraction automatique et manuelle ont été superposés sur la carte des pentes (figure 50). La corrélation entre les linéaments extraits et la carte de pente a été réalisée par interprétation visuelle. Les résultats de cette interprétation montrent que la plupart des linéaments extraits automatiquement des images PC3 ASTER, PC1 OLI et de la polarisation HH sont parfaitement situés dans les zones où il y a des changements brusques dans les valeurs de la pente (Figure 52 (a), (b), (d)), alors que ce n'est pas le cas pour la plupart des linéaments extraits de l'image de la polarisation HV. De plus, les linéaments extraits manuellement du composé coloré RGB des images filtrées de la bande panchromatique 8 des données OLI, sont situés dans les limites entre les zones à forte et à faible pente.

De plus, la carte thématique du relief ombragé met clairement en évidence les limites entre les zones ombragées et non ombragées (figure 51). Cette carte peut être utilisée comme une carte de référence appropriée pour la validation des résultats obtenus. Dans l'extraction

automatique des linéaments, la figure montre que les linéaments extraits des images PC1 OLI et des polarisations HH et HV sont principalement situés dans les limites entre les régions ombragées et non ombragées, néanmoins, les linéaments obtenus à partir de PC3 ASTER montrent beaucoup moins de corrélation avec ces régions. De plus, l'extraction manuelle par le composé coloré RGB des images filtrées de la bande panchromatique 8 a donné de bons résultats puisque les linéaments extraits sont principalement situés entre les zones ombragées et non ombragées (figure 51).



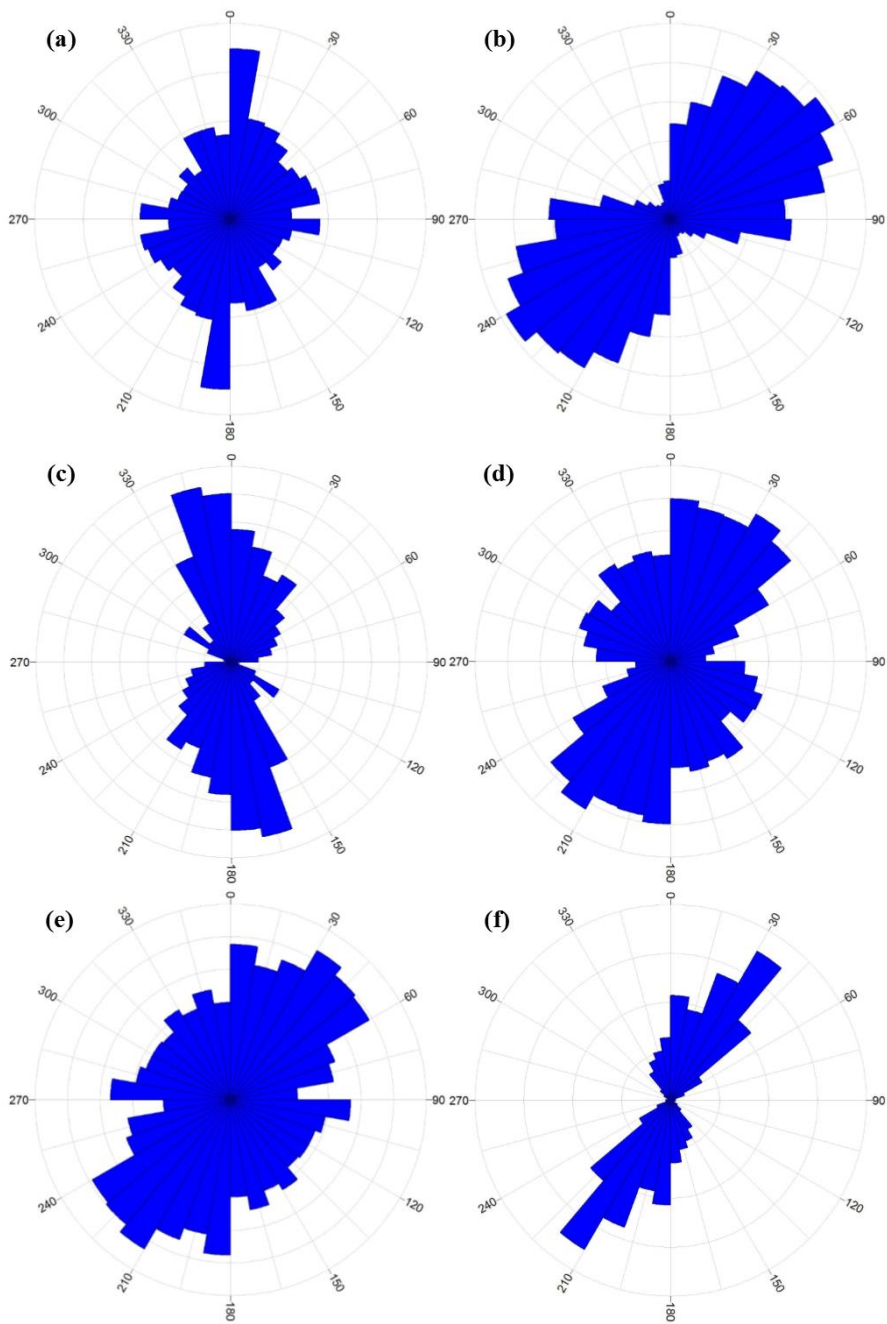
**Figure 50** Superposition des linéaments extraits sur la carte thématique des pentes: (a) PC3 ASTER, (b) PC1 OLI, (c) Bande Panchromatique OLI 8, (d) Polarisation HH, (e) Polarisation HV



**Figure 51** Superposition des linéaments extraits sur la carte thématique de l'ombrage: (a) PC3 ASTER, (b) PC1 OLI, (c) Bande Panchromatique OLI 8, (d) Polarisation HH, (e) Polarisation HV

### 3-6-3 Orientation

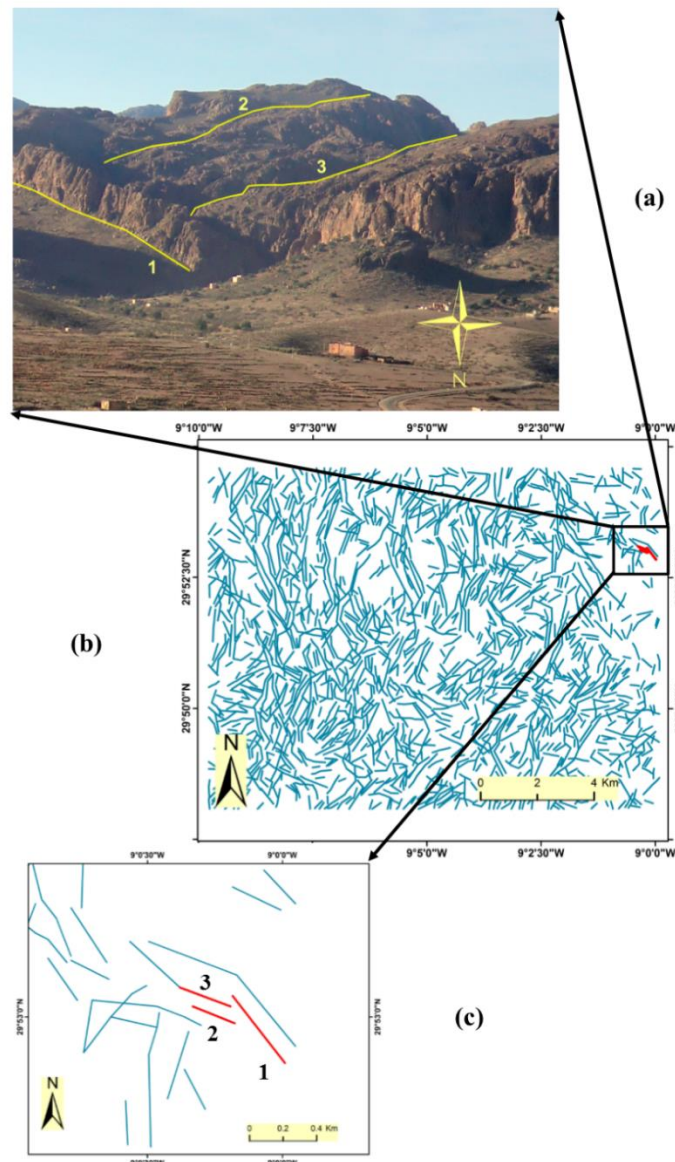
L'orientation est un paramètre largement utilisé dans l'évaluation de la précision. Elle permet d'identifier les directions les plus fréquentes des linéaments extraits. En général, les directions des linéaments reflètent les résultats des processus tectoniques sur le terrain (Javhar et al., 2019). Les linéaments résultant de l'extraction automatique peuvent être comparés avec les directions des linéaments obtenus par extraction manuelle et les failles préexistantes existantes et dans la zone d'étude (Farahbakhsh et al. 2018; Pour and Hashim 2012; Ni et al. 2016). L'orientation des linéaments est réalisée par la création des roses de diagramme pour chacun des linéaments extraits, incluant les failles existantes et les linéaments photo-géologiques numérisés à partir de la carte lithologique de la zone d'étude. La rose de diagramme présente le nombre de linéaments dominant dans une direction particulière. Un espacement angulaire de 30° sans longueur a été appliqué. La figure 52 (a) montre que la direction dominante des linéaments extraits de l'image PC3 ASTER est NNE-SSW (N0-10E). Les linéaments extraits de l'image PC1 OLI montrent une tendance de trois directions dominantes qui sont ENE-WSW (N50-60E), ENE-WSW (N40-50E), NNE-SSW (N30-40E) (figure 52 (b)), tandis que l'image de la bande panchromatique 8 du capteur OLI montre deux directions dominantes différentes de NNW-SSE (N350-340W) et NNW-SSE (N0-350W) (figure 52 (c)). Pour les données radar, les linéaments extraits des deux polarisations des images HH et HV montrent trois directions dominantes de NNE-SSW (N30-40E), NNE-SSW (N0-10E) et ENE-WSW (N40-50E), ainsi que les failles et linéaments photo-géologiques numérisés de la carte lithologique qui montrent la même direction dominante de NNE-SSW (N30-40E) (figure 52 (d), (e), (f)). Il est important de noter que la direction dominante des failles et des linéaments photo-géologiques (NNE-SSW) est bien corrélée avec l'une des directions dominantes des linéaments automatiquement extraits de l'image PC1 OLI.



**Figure 52** Roses de diagramme montrant les orientations des linéaments extraits : (a) PC3 ASTER, (b) PC1 OLI, (c) bande panchromatique 8, (d) image de la polarisation HH, (e) image de la polarisation HV, (f) failles et linéaments photo-géologiques numérisés à partir de la carte lithologique

### 3-6-4 Investigation sur terrain

L'étude sur le terrain a été réalisée à l'aide d'un système de positionnement global (GPS) pour localiser les linéaments extraits dans la zone d'étude. Trois linéaments ont été reconnus sur le terrain et ont été choisis pour la validation des résultats obtenus (figure 53). Ces linéaments ont été extraits avec précision de l'image de polarisation HH des données du radar ALOS PALSAR. De plus, cette vérification sur le terrain confirme les paramètres précédents d'évaluation de la précision.



**Figure 53 Investigation de terrain : (a) photographies sur le terrain des linéaments identifiés, (b) linéaments extraits de l'image de la polarisation HH, (c) zoom sur les linéaments identifiés sur le terrain**

### *3-6-5 Conclusion*

L'objectif principal de cette partie d'extraction des linéaments était de comparer les performances des données de LANDSAT 8 OLI, Terra ASTER et les données radar ALOS PALSAR pour l'extraction des linéaments géologiques. Une comparaison entre les différents résultats obtenus des données optiques et radars est également effectuée pour sélectionner les meilleures bandes pour l'extraction automatique et manuelle des linéaments.

Les résultats obtenus indiquent que la meilleure bande ACP pour l'extraction automatique des linéaments est la bande PC1 OLI puisque qu'elle a fourni un nombre de linéaments extraits proche de celui des linéaments extraits des images des polarisations HH et HV. L'analyse comparative de l'extraction automatique et manuelle des linéaments s'est avérée que l'image radar ALOS PALSAR était aussi plus performante pour identifier et extraire un plus grand nombre de linéaments avec une meilleure précision que les images PC1 OLI et PC3 ASTER. En effet, l'extraction automatique par l'image PC1 OLI a montré son efficacité par rapport à l'image PC3 ASTER.

---

**CHAPITRE VI**

**CONCLUSION GENERALE**

---

Au cours de ce travail, nous avons mis en place une méthodologie de cartographie lithologique, minéralogique et linéamentaire à partir de données multi-sources.

L'utilisation de données multispectrales Terra ASTER et LANDSAT-8 OLI au sein d'une méthodologie de cartographie automatique permet :

1) de cartographier les unités lithologiques en utilisant une nouvelle approche de couplage des méthodes OIF et Etirement par Décorrélation, ce qui permet de cartographier la lithologie du terrain sans application au préalable de ratios ou indices spectraux. De plus, les résultats obtenus par cette approche ont montré un meilleur rehaussement en comparaison avec les cartes résultantes des méthodes de classification ML et SVM.

2) de confirmer l'utilité d'application de la complémentarité des données ACP et Ratios de bandes à rehausser la lithologie du terrain.

3) d'appliquer les méthodes de classification spectrale ML et SVM et les comparer en terme de précision. Les résultats ont montré que la méthode de classification ML expose une meilleure discrimination lithologique que la méthode SVM en utilisant les données Terra ASTER et LANDSAT 8 OLI. En addition, les données LANDSAT 8 OLI ont montré une meilleure discrimination lithologique en comparaison avec celle de Terra ASTER.

4) d'identifier les zones d'altérations hydrothermales en utilisant des indices spectraux, classification CEM et mesures spectroradiométriques ASD des échantillons pris sur terrain.

5) de confirmer l'utilité d'une approche de cartographie linéamentaire automatique et manuelle en utilisant les données optiques de LANDSAT 8 OLI et Terra ASTER et les données radar d'ALOS PALSAR.

# BIBLIOGRAPHIE

- A. F. H. and Srivastava, V. G. (2011). A “missing” family of classical orthogonal polynomials. *Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical*, 44(8), 1689–1699. <https://doi.org/10.1088/1751-8113/44/8/085201>
- Abubakar, A. J. afar, Hashim, M., & Pour, A. B. (2018). Hydrothermal alteration mapping of mineralogical imprints associated with subtle geothermal system using mixture tuned matched filtering approach on ASTER VNIR And SWIR data. *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, 13(4), 1226–1234.
- Adiri, Z., El Harti, A., Jellouli, A., Lhissou, R., Maacha, L., Azmi, M., Zouhair, M., & Bachaoui, E. M. (2017a). Comparison of Landsat-8, ASTER and Sentinel 1 satellite remote sensing data in automatic lineaments extraction: A case study of Sidi Flah-Bouskour inlier, Moroccan Anti Atlas. *Advances in Space Research*, 60(11), 2355–2367. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2017.09.006>
- Adiri, Z., El Harti, A., Jellouli, A., Lhissou, R., Maacha, L., Azmi, M., Zouhair, M., & Bachaoui, E. M. (2017b). Comparison of Landsat-8, ASTER and Sentinel 1 satellite remote sensing data in automatic lineaments extraction: A case study of Sidi Flah-Bouskour inlier, Moroccan Anti Atlas. *Advances in Space Research*, 60(11), 2355–2367. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2017.09.006>
- Adiri, Z., El Harti, A., Jellouli, A., Maacha, L., Azmi, M., Zouhair, M., & Bachaoui, E. M. (2020). Mineralogical mapping using Landsat-8 OLI, Terra ASTER and Sentinel-2A multispectral data in Sidi Flah-Bouskour inlier, Moroccan Anti-Atlas. *Journal of Spatial Science*, 65(1), 147–171. <https://doi.org/10.1080/14498596.2018.1490213>
- Al-Mokredi, M. S., Guangdao, H., & Al Bassam, B. F. (2007). Using Remote Sensing Data to Delineate the Lineaments for Hydrothermal Mineral Prediction in Heqing Area, Northwest Yunnan Province, China. *Journal of China University of Geosciences*, 18(2), 142–147. [https://doi.org/10.1016/S1002-0705\(07\)60028-4](https://doi.org/10.1016/S1002-0705(07)60028-4)
- Amer, R., Kusky, T., & Ghulam, A. (2010a). Lithological mapping in the Central Eastern Desert of Egypt using ASTER data. *Journal of African Earth Sciences*, 56(2–3), 75–82. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2009.06.004>
- Amer, R., Kusky, T., & Ghulam, A. (2010b). Lithological mapping in the Central Eastern Desert of Egypt using ASTER data. *Journal of African Earth Sciences*, 56(2–3), 75–82. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2009.06.004>
- Anderson, G. P., Berk, A., Acharya, P. K., Matthew, M. W., Bernstein, L. S., Chetwynd, Jr., J. H., Dothe, H., Adler-Golden, S. M., Ratkowski, A. J., Felde, G. W., Gardner, J. A., Hoke, M. L., Richtsmeier, S. C., Pukall, B., Mello, J. B., & Jeong, L. S. (2000). MODTRAN4: radiative transfer modeling for remote sensing. *Algorithms for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery VI*, 4049, 176. <https://doi.org/10.1117/12.410338>
- Azizi, H., Tarverdi, M. A., & Akbarpour, A. (2010). Extraction of hydrothermal alterations from ASTER SWIR data from east Zanjan, northern Iran. *Advances in Space Research*, 46(1), 99–109. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2010.03.014>

- Bachofer, F., Quénéhervé, G., Hochschild, V., & Maerker, M. (2015). Multisensoral topsoil mapping in the semiarid lake Manyara Region, Northern Tanzania. *Remote Sensing*, 7(8), 9563–9586. <https://doi.org/10.3390/rs70809563>
- Bachri, I., Hakdaoui, M., Raji, M., Teodoro, A. C., & Benbouziane, A. (2019). Machine learning algorithms for automatic lithological mapping using remote sensing data: A case study from Souk Arbaa Sahel, Sidi Ifni Inlier, Western Anti-Atlas, Morocco. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(6). <https://doi.org/10.3390/ijgi8060248>
- Bahiru, E. A., & Woldai, T. (2016). Integrated geological mapping approach and gold mineralization in Buhweju area, Uganda. *Ore Geology Reviews*, 72, 777–793. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.09.010>
- Barakat, A., Hilali, A., Baghdadi, M. El, & Touhami, F. (2017). Landfill site selection with GIS-based multi-criteria evaluation technique. A case study in Béni Mellal-Khouribga Region, Morocco. *Environmental Earth Sciences*, 76(12), 413. <https://doi.org/10.1007/s12665-017-6757-8>
- Berk, A., Anderson, G. P., Acharya, P. K., Bernstein, L. S., Muratov, L., Lee, J., Fox, M., Adler-Golden, S. M., Chetwynd, J. H., Hoke, M. L., Lockwood, R. B., Gardner, J. A., Cooley, T. W., Borel, C. C., & Lewis, P. E. (2005). MODTRAN 5: a reformulated atmospheric band model with auxiliary species and practical multiple scattering options: update. *Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XI*, 5806, 662. <https://doi.org/10.1117/12.606026>
- Boardman, J. W., Kruse, F. a., & Green, R. O. (1995). Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data. *Summaries of JPL Airborne Earth Science Workshop*, 3–6. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.26.4610&rep=rep1&type=pdf>
- Canty, M. J. (2014). Image analysis, classification and change detection in remote sensing: With algorithms for ENVI/IDL and python, third edition. In *Image Analysis, Classification and Change Detection in Remote Sensing: With Algorithms for ENVI/IDL and Python, Third Edition*. Crc Press. <https://doi.org/10.1201/b17074>
- Cetin, K. S. K. and H. (2007). A Detailed Geologic Lineament Analysis Using Landsat TM Data OF Gölarmara Manisa Region, Turkey. *Earth Sciences*, 1(3), 145–153.
- Chakouri, M., El Harti, A., Lhissou, R., El Hachimi, J., & Jellouli, A. (2020). Geological and mineralogical mapping in moroccan central jebilet using multispectral and hyperspectral satellite data and machine learning. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 9(4), 5772–5783. <https://doi.org/10.30534/ijatcse/2020/234942020>
- chakouri, M., Lhissou, R., El Harti, A., Maimouni, S., & Adiri, Z. (2020). Assessment of the image-based atmospheric correction of multispectral satellite images for geological mapping in arid and semi-arid regions. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 20. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100420>
- Chander, G., Markham, B. L., & Helder, D. L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 893–903.

- Chang, C. I. (2000). Constrained subpixel target detection for remotely sensed imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(3), 1144–1159.  
<https://doi.org/10.1109/36.843007>
- Chavez, P. S. (1988). An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of Environment*, 24(3), 459–479. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90019-3](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90019-3)
- Chavez, P. S., Berlin, G. L., & Sowers, L. B. (1982). Statistical Method for Selecting Landsat Mss Ratios. *Journal of Applied Photographic Engineering*, 8(1), 23–30.  
[https://www.researchgate.net/profile/Pat\\_Chavez\\_Jr/publication/236769128\\_Statistical\\_Method\\_for\\_Selecting\\_Landsat\\_MSS\\_Ratios/links/551adedd0cf251c35b5029b1/Statistical-Method-for-Selecting-Landsat-MSS-Ratios.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Pat_Chavez_Jr/publication/236769128_Statistical_Method_for_Selecting_Landsat_MSS_Ratios/links/551adedd0cf251c35b5029b1/Statistical-Method-for-Selecting-Landsat-MSS-Ratios.pdf)
- Corgne, S., Magagi, R., Yergeau, M., & Sylla, D. (2010). An integrated approach to hydrogeological lineament mapping of a semi-arid region of West Africa using Radarsat-1 and GIS. *Remote Sensing of Environment*, 114(9), 1863–1875.  
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.03.004>
- Crósta, A. P., Sabine, C., & Taranik, J. V. (1998). Hydrothermal alteration mapping at Bodie, California, using AVIRIS hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 65(3), 309–319. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00040-6](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00040-6)
- Crowley, J. K., Brickey, D. W., & Rowan, L. C. (1989). Airborne imaging spectrometer data of the Ruby Mountains, Montana: Mineral discrimination using relative absorption band-depth images. *Remote Sensing of Environment*, 29(2), 121–134.  
[https://doi.org/10.1016/0034-4257\(89\)90021-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(89)90021-7)
- De Boissieu, F., Sevin, B., Cudahy, T., Mangeas, M., Chevrel, S., Ong, C., Rodger, A., Maurizot, P., Laukamp, C., Lau, I., Touraivane, T., Cluzel, D., & Despinoy, M. (2018). Regolith-geology mapping with support vector machine: A case study over weathered Ni-bearing peridotites, New Caledonia. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 64, 377–385. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.05.012>
- de Oliveira Andrades Filho, C., & de Fáltima Rossetti, D. (2012). Effectiveness of SRTM and ALOS-PALSAR data for identifying morphostructural lineaments in northeastern Brazil. *International Journal of Remote Sensing*, 33(4), 1058–1077.  
<https://doi.org/10.1080/01431161.2010.549852>
- Di Tommaso, I., & Rubinstein, N. (2007). Hydrothermal alteration mapping using ASTER data in the Infiernillo porphyry deposit, Argentina. *Ore Geology Reviews*, 32(1–2), 275–290. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2006.05.004>
- Ducart, D. F., Silva, A. M., Toledo, C. L. B., & De Assis, L. M. (2016). Mapping iron oxides with Landsat-8/OLI and EO-1/Hyperion imagery from the Serra Norte iron deposits in the Carajás Mineral Province, Brazil. *Brazilian Journal of Geology*, 46(3), 331–349.  
<https://doi.org/10.1590/2317-4889201620160023>
- Eslami, A., Ghaderi, M., Rajendran, S., Pour, A. B., & Hashim, M. (2015). Integration of ASTER and landsat TM remote sensing data for chromite prospecting and lithological mapping in Neyriz ophiolite zone, south Iran. *Resource Geology*, 65(4), 375–388.  
<https://doi.org/10.1111/rge.12076>

- Farahbakhsh, E., Chandra, R., Olierook, H. K. H., Scalzo, R., Clark, C., Reddy, S. M., & Dietmar Muller, R. (2018). Computer vision-based framework for extracting geological lineaments from optical remote sensing data. *ArXiv*, 1–28.
- Fard, M., Rastad, E., & Ghaderi, M. (2006). Epithermal Gold and Base Metal Mineralization at Gandy Deposit, North of Central Iran and the Role of Rhyolitic Intrusions. *Journal of Sciences Islamic Republic of Iran*, 17(4), 327–335.
- Fekkak, A., Pouclet, A., Ouguir, H., Badra, L., & Gasquet, D. (1999). Le groupe du Neoproterozoïque inférieur de Kelaat Mgouna (Saghro, Anti-Atlas, Maroc); témoin d'un stade précoce de l'extension pré-panafricaine. *Bulletin de La Société Géologique de France*, 170(6), 789–797.
- Feng, J., Rogge, D., & Rivard, B. (2018). Comparison of lithological mapping results from airborne hyperspectral VNIR-SWIR, LWIR and combined data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 64, 340–353. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.03.003>
- Gad, S., & Kusky, T. (2007). ASTER spectral ratioing for lithological mapping in the Arabian-Nubian shield, the Neoproterozoic Wadi Kid area, Sinai, Egypt. *Gondwana Research*, 11(3), 326–335. <https://doi.org/10.1016/j.gr.2006.02.010>
- Gasquet, D., Levresse, G., Cheilletz, A., Azizi-Samir, M. R., & Mouttaqi, A. (2005a). Contribution to a geodynamic reconstruction of the Anti-Atlas (Morocco) during Pan-African times with the emphasis on inversion tectonics and metallogenic activity at the Precambrian-Cambrian transition. *Precambrian Research*, 140(3–4), 157–182. <https://doi.org/10.1016/j.precamres.2005.06.009>
- Gasquet, D., Levresse, G., Cheilletz, A., Azizi-Samir, M. R., & Mouttaqi, A. (2005b). Contribution to a geodynamic reconstruction of the Anti-Atlas (Morocco) during Pan-African times with the emphasis on inversion tectonics and metallogenic activity at the Precambrian-Cambrian transition. *Precambrian Research*, 140(3–4), 157–182. <https://doi.org/10.1016/j.precamres.2005.06.009>
- Ge, W., Cheng, Q., Tang, Y., Jing, L., & Gao, C. (2018). Lithological classification using Sentinel-2A data in the Shibanjing ophiolite complex in Inner Mongolia, China. *Remote Sensing*, 10(4). <https://doi.org/10.3390/rs10040638>
- Gillespie, A. R., Kahle, A. B., & Palluconi, F. D. (1984). Mapping alluvial fans in Death Valley, California, using multichannel thermal infrared images. *Geophysical Research Letters*, 11(11), 1153–1156. <https://doi.org/10.1029/GL011i011p01153>
- Gilmore, S., Saleem, A., & Dewan, A. (2015). Effectiveness of DOS (Dark-Object Subtraction) method and water index techniques to map wetlands in a rapidly urbanising megacity with Landsat 8 data. *CEUR Workshop Proceedings*, 1323(March), 100–108.
- Guha, A., & Vinod Kumar, K. (2016). New ASTER derived thermal indices to delineate mineralogy of different granitoids of an Archaean Craton and analysis of their potentials with reference to Ninomiya's indices for delineating quartz and mafic minerals of granitoids-An analysis in Dharwar Cr. *Ore Geology Reviews*, 74, 76–87. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.10.033>
- Gupta, R. P. (2017). Remote sensing geology: Third edition. In *Remote Sensing Geology*:

*Third Edition*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-55876-8>

- Hadjimitsis, D. G., Clayton, C. R. I., & Hope, V. S. (2004). An assessment of the effectiveness of atmospheric correction algorithms through the remote sensing of some reservoirs. *International Journal of Remote Sensing*, 25(18), 3651–3674. <https://doi.org/10.1080/01431160310001647993>
- Han, L., Liu, Z., Ning, Y., & Zhao, Z. (2018). Extraction and analysis of geological lineaments combining a DEM and remote sensing images from the northern Baoji loess area. *Advances in Space Research*, 62(9), 2480–2493. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2018.07.030>
- Hashim, M., Ahmad, S., Johari, M. A. M., & Pour, A. B. (2013). Automatic lineament extraction in a heavily vegetated region using Landsat Enhanced Thematic Mapper (ETM+) imagery. *Advances in Space Research*, 51(5), 874–890. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2012.10.004>
- Hefferan, K. P., Admou, H., Karson, J. A., & Saquaque, A. (2000). Anti-Atlas (Morocco) role in Neoproterozoic Western Gondwana reconstruction. *Precambrian Research*, 103(1–2), 89–96. [https://doi.org/10.1016/S0301-9268\(00\)00078-4](https://doi.org/10.1016/S0301-9268(00)00078-4)
- Hörig, B., Kühn, F., Oschütz, F., & Lehmann, F. (2001). HyMap hyperspectral remote sensing to detect hydrocarbons. *International Journal of Remote Sensing*, 22(8), 1413–1422. <https://doi.org/10.1080/01431160120909>
- Horsfall, C. (1987). Remote Sensing for Mineral Exploration in Australia. *Australian Mining*, 79(3), 157–183. [https://doi.org/10.1016/0148-9062\(87\)92427-2](https://doi.org/10.1016/0148-9062(87)92427-2)
- Hung, L. Q., Batelaan, O., & De Smedt, F. (2005). Lineament extraction and analysis, comparison of LANDSAT ETM and ASTER imagery. Case study: Suoimuoi tropical karst catchment, Vietnam. *Remote Sensing for Environmental Monitoring, GIS Applications, and Geology V*, 5983, 59830T. <https://doi.org/10.1117/12.627699>
- Iwasaki, A., & Tonooka, H. (2005). Validation of a crosstalk correction algorithm for ASTER/SWIR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(12), 2747–2751. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2005.855066>
- Javhar, A., Chen, X., Bao, A., Jamshed, A., Yunus, M., Jovid, A., & Latipa, T. (2019). Comparison of multi-resolution optical Landsat-8, Sentinel-2 and radar Sentinel-1 data for automatic lineament extraction: A case study of Alichur area, SE Pamir. *Remote Sensing*, 11(7), 778. <https://doi.org/10.3390/rs11070778>
- Jawahar Raj, N., & Prabhakaran, A. (2018). Lineaments of Kodaikanal-Palani massif, Southern Granulitic Terrain of Tamil Nadu, India: a study using SRTM DEM and LANDSAT satellite's OLI sensor's FCC. *Geology, Ecology, and Landscapes*, 2(3), 188–202. <https://doi.org/10.1080/24749508.2018.1452477>
- Jellouli, A., El Harti, A., Adiri, Z., Chakouri, M., El Hachimi, J., & Bachaoui, E. M. (2021). Application of optical and radar satellite images for mapping tectonic lineaments in kerdous inlier of the Anti-Atlas belt, Morocco. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 22, 100509.
- Jordan, G., & Schott, B. (2005). Application of wavelet analysis to the study of spatial pattern of morphotectonic lineaments in digital terrain models. A case study. *Remote Sensing of*

- Environment*, 94(1), 31–38. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.08.013>
- Kamel, M., Youssef, M., Hassan, M., & Bagash, F. (2016). Utilization of ETM+ Landsat data in geologic mapping of wadi Ghadir-Gabal Zabara area, Central Eastern Desert, Egypt. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 19(2), 343–360. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2016.06.003>
- Kruse, F. A. (2002). Combined SWIR and LWIR mineral mapping using MASTER/ASTER. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 4, 2267–2269. <https://doi.org/10.1109/igarss.2002.1026514>
- Kruse, F. A., Boardman, J. W., & Huntington, J. F. (2003). Comparison of airborne hyperspectral data and EO-1 Hyperion for mineral mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(6 PART I), 1388–1400. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.812908>
- Kustas, W., & Anderson, M. (2009). Advances in thermal infrared remote sensing for land surface modeling. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149(12), 2071–2081. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2009.05.016>
- Li, G., Lu, D., Moran, E., Dutra, L., & Batistella, M. (2012). A comparative analysis of ALOS PALSAR L-band and RADARSAT-2 C-band data for land-cover classification in a tropical moist region. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 70, 26–38. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.03.010>
- Li, N., Frei, M., & Altermann, W. (2011). Textural and knowledge-based lithological classification of remote sensing data in Southwestern Prieska sub-basin, Transvaal Supergroup, South Africa. In *Journal of African Earth Sciences* (Vol. 60, Issue 4, pp. 237–246). Imu. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2011.03.002>
- Lockwood, J. P., & Lipman, P. W. (1987). Holocene eruptive history of Mauna Loa Volcano (Hawaii). *US Geological Survey Professional Paper*, 1350(1), 509–535.
- Mather, P. M. (1987). Computer processing of remotely-sensed images: an introduction. In *Computer processing of remotely-sensed images: an introduction*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.2307/633899>
- Monzon, A. K., Ang, R. M., Tavora, F., Paringit, E., de Alban, J. D., & Estomata, M. T. L. (2012). *ALOS PALSAR 50-meter Mosaic Step-by-step Processing Manual on Forest Cover Classification*.
- Moore, F., Rastmanesh, F., Asadi, H., & Modabberi, S. (2008). Mapping mineralogical alteration using principal-component analysis and matched filter processing in the Takab area, north-west Iran, from ASTER data. *International Journal of Remote Sensing*, 29(10), 2851–2867. <https://doi.org/10.1080/01431160701418989>
- Mwaniki, M. W., Moeller, M. S., & Schellmann, G. (2015). A comparison of Landsat 8 (OLI) and Landsat 7 (ETM+) in mapping geology and visualising lineaments: A case study of central region Kenya. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 40(7W3), 897–903. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-7-W3-897-2015>
- Ni, C., Zhang, S., Liu, C., Yan, Y., & Li, Y. (2016). Lineament Length and Density Analyses Based on the Segment Tracing Algorithm: A Case Study of the Gaosong Field in Gejiu

- Tin Mine, China. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016.  
<https://doi.org/10.1155/2016/5392453>
- Ninomiya, Y. (2003). A Stabilized Vegetation Index and Several Mineralogic Indices Defined for ASTER VNIR and SWIR Data. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 3, 1552–1554. <https://doi.org/10.1109/igarss.2003.1294172>
- Ninomiya, Y. (2019). Toward Lithological Mapping of Arabian Peninsula Using ASTER Multispectral Thermal Infrared Data. In *Advances in Remote Sensing and Geoinformatics Applications* (pp. 181–184). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-01440-7\\_42](https://doi.org/10.1007/978-3-030-01440-7_42)
- Ninomiya, Y., & Fu, B. (2001). Spectral indices for lithologic mapping with ASTER thermal infrared data applying to a part of Beishan Mountains, Gansu, China. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 7, 2988–2990.  
<https://doi.org/10.1109/igarss.2001.978231>
- Ninomiya, Y., Fu, B., & Cudahy, T. J. (2005). Detecting lithology with Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) multispectral thermal infrared “radiance-at-sensor” data. *Remote Sensing of Environment*, 99(1–2), 127–139.  
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.06.009>
- Nkono, C., Féménias, O., Lesne, A., Mercier, J.-C., & Demaiffe, D. (2013). Fractal Analysis of Lineaments in Equatorial Africa: Insights on Lithospheric Structure. *Open Journal of Geology*, 03(03), 157–168. <https://doi.org/10.4236/ojg.2013.33019>
- Noori, L., Pour, A. B., Askari, G., Taghipour, N., Pradhan, B., Lee, C. W., & Honarmand, M. (2019). Comparison of different algorithms to map hydrothermal alteration zones using ASTER remote sensing data for polymetallic Vein-Type ore exploration: Toroud-Chahshirin Magmatic Belt (TCMB), north Iran. *Remote Sensing*, 11(5), 495.  
<https://doi.org/10.3390/rs11050495>
- Pal, M. K., Rasmussen, T. M., & Abdolmaleki, M. (2019). Multiple Multi-Spectral Remote Sensing Data Fusion and Integration for Geological Mapping. *Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing, Evolution in Remote Sensing, 2019-Sept.*  
<https://doi.org/10.1109/WHISPERS.2019.8921142>
- Pour, A. B., & Hashim, M. (2011). The Earth Observing-1 (EO-1) satellite data for geological mapping, southeastern segment of the Central Iranian Volcanic Belt, Iran. *International Journal of Physical Sciences*, 6(33), 7638–7650. <https://doi.org/10.5897/IJPS11.910>
- Pour, A. B., & Hashim, M. (2012a). The application of ASTER remote sensing data to porphyry copper and epithermal gold deposits. *Ore Geology Reviews*, 44, 1–9.  
<https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2011.09.009>
- Pour, A. B., & Hashim, M. (2012b). The application of ASTER remote sensing data to porphyry copper and epithermal gold deposits. In *Ore Geology Reviews* (Vol. 44, pp. 1–9). <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2011.09.009>
- Pour, A. B., & Hashim, M. (2015). PALSAR remote sensing data for structural geology mapping in tropical environments. *International Conference on Space Science and Communication, IconSpace, 2015-Sept.*, 47–50.  
<https://doi.org/10.1109/IconSpace.2015.7283777>

- Pour, A. B., Hashim, M., Park, Y., & Hong, J. K. (2018). Mapping alteration mineral zones and lithological units in Antarctic regions using spectral bands of ASTER remote sensing data. *Geocarto International*, 33(12), 1281–1306. <https://doi.org/10.1080/10106049.2017.1347207>
- Pournamdari, M., Hashim, M., & Pour, A. B. (2014a). Application of ASTER and Landsat TM data for geological mapping of esfandagheh ophiolite complex, southern Iran. *Resource Geology*, 64(3), 233–246. <https://doi.org/10.1111/rge.12038>
- Pournamdari, M., Hashim, M., & Pour, A. B. (2014b). Spectral transformation of ASTER and Landsat TM bands for lithological mapping of Soghan ophiolite complex, south Iran. *Advances in Space Research*, 54(4), 694–709. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2014.04.022>
- Realmuto, V. J. (1995). *Summaries of the Fifth Annual JPL Airborne Earth Science Workshop. Volume 2: TIMS Workshop. 1*(December), 95–1, 23–26.
- Ren, H., Du, Q., Chang, C. I., & Jensen, J. O. (2004). Comparison between constrained energy minimization based approaches for hyperspectral imagery. *2003 IEEE Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data*, 244–248. <https://doi.org/10.1109/WARSD.2003.1295199>
- Rowan, L. C., & Mars, J. C. (2003a). Lithologic mapping in the Mountain Pass, California area using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) data. *Remote Sensing of Environment*, 84(3), 350–366. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00127-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00127-X)
- Rowan, L. C., & Mars, J. C. (2003b). Lithologic mapping in the Mountain Pass, California area using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) data. *Remote Sensing of Environment*, 84(3), 350–366. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00127-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00127-X)
- Rowan, L. C., Watson, K., Crowley, J. K., & Anton-Pacheco, C. (1993). Mapping Lithologies in the Iron Hill, Colorado, Carbonatite-Alkalic Igneous Rock Complex Using Thermal-Infrared Multispectral Scanner and Airborne Visible-Infrared Imaging Spectrometer Data. *Proceedings of the Thematic Conference on Geologic Remote Sensing, 1*, 195.
- Roy, R., Launeau, P., Carrere, V., Pinet, P., Ceuleneer, G., Clenet, H., Daydou, Y., Girardeau, J., & Amri, I. (2009). Geological mapping strategy using visible near-infrared–shortwave infrared hyperspectral remote sensing: Application to the Oman ophiolite (Sumail Massif). *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, 10(2).
- Saadi, N. M., Abdel Zaher, M., El-Baz, F., & Watanabe, K. (2011). Integrated remote sensing data utilization for investigating structural and tectonic history of the Ghadames Basin, Libya. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(5), 778–791. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.05.016>
- Saadi, N. M., & Watanabe, K. (2009). Assessing image processing techniques for geological mapping: A case study in Eljufra, Libya. *Geocarto International*, 24(3), 241–253. <https://doi.org/10.1080/10106040802556199>
- Sabine, C., Realmuto, V. J., & Taranik, J. V. (1994). Quantitative estimation of granitoid composition from thermal infrared multispectral scanner (TIMS) data, Desolation Wilderness, northern Sierra Nevada, California. *Journal of Geophysical Research*,

99(B3), 4261–4271. <https://doi.org/10.1029/93JB03127>

- Schott, J. R., Barsi, J. A., Nordgren, B. L., Raqueno, N. G., & De Alwis, D. (2001). Calibration of Landsat thermal data and application to water resource studies. *Remote Sensing of Environment*, 78(1–2), 108–117.
- Song, C., Woodcock, C. E., Seto, K. C., Lenney, M. P., & Macomber, S. A. (2001). Classification and change detection using Landsat TM data: When and how to correct atmospheric effects? *Remote Sensing of Environment*, 75(2), 230–244. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00169-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00169-3)
- Soulaimani, A., & Burkhard, M. (2008). The Anti-Atlas chain (Morocco): The southern margin of the Variscan belt along the edge of the West African craton. *Geological Society Special Publication*, 297(1), 433–452. <https://doi.org/10.1144/SP297.20>
- Soulaimani, A., Essaifi, A., Youbi, N., & Hafid, A. (2004). Les marqueurs structuraux et magmatiques de l’extension crustale au Protérozoïque terminal-Cambrien basal autour du massif de Kerdous (Anti-Atlas occidental, Maroc). *Comptes Rendus - Geoscience*, 336(16), 1433–1441. <https://doi.org/10.1016/j.crte.2004.03.020>
- Staez, K., Secker, J., Gao, B. C., Davis, C., & Nadeau, C. (2002). Radiative transfer codes applied to hyperspectral data for the retrieval of surface reflectance. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 57(3), 194–203. [https://doi.org/10.1016/S0924-2716\(02\)00121-1](https://doi.org/10.1016/S0924-2716(02)00121-1)
- Tamani, F., Hadji, R., Hamad, A., & Hamed, Y. (2019). Integrating Remotely Sensed and GIS Data for the Detailed Geological Mapping in Semi-Arid Regions: Case of Youks les Bains Area, Tebessa Province, NE Algeria. *Geotechnical and Geological Engineering*, 37(4), 2903–2913. <https://doi.org/10.1007/s10706-019-00807-2>
- van der Meer, F. D., van der Werff, H. M. A., van Ruitenbeek, F. J. A., Hecker, C. A., Bakker, W. H., Noomen, M. F., van der Meijde, M., Carranza, E. J. M., de Smeth, J. B., & Woldai, T. (2012). Multi- and hyperspectral geologic remote sensing: A review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 14(1), 112–128. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.08.002>
- Vassilas, N., Perantonis, S., Charou, E., & Tsenoglou, T. (2002). Delineation of Lineaments from Satellite Data Based on Efficient Neural Network and Pattern Recognition Techniques. *2nd Hellenic Conf. on AI, SETN-2002, 11-12 April 2002, Thessaloniki, Greece, April*, 355–366. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.75.6859&rep=rep1&type=pdf>
- Vinet, L., & Zhedanov, A. (2011). A “missing” family of classical orthogonal polynomials. *Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical*, 44(8). <https://doi.org/10.1088/1751-8113/44/8/085201>
- Watson, K., Rowan, L. C., & Hummer-Miller, S. (1992). Analysis of multispectral thermal infrared data of the Alkalic Igneous Rock Complex at Iron Hill, Colorado. *1992 SEG Annual Meeting*, 61(3), 548–549. <https://doi.org/10.1190/1.1822143>
- Yang, H., Van Der Meer, F., Bakker, W., & Tan, Z. J. (1999). A back-propagation neural network for mineralogical mapping from AVIRIS data. *International Journal of Remote Sensing*, 20(1), 97–110. <https://doi.org/10.1080/014311699213622>

- Zhang, Z., He, G., & Wang, X. (2010). A practical DOS model-based atmospheric correction algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 31(11), 2837–2852.  
<https://doi.org/10.1080/01431160903124682>
- Zoheir, B., & Emam, A. (2014). Field and ASTER imagery data for the setting of gold mineralization in Western Allaqi-Heiani belt, Egypt: A case study from the Haimur deposit. *Journal of African Earth Sciences*, 99(PA1), 150–164.  
<https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2013.06.006>