



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

المدرسة الوطنية العليا للتكنولوجيا والهندسة - عنابة

ECOLE NATIONALE SUPERIEURE DE TECHNOLOGIE ET D'INGENIERIE - ANNABA

Département

MEMOIRE

En vue d'obtention du diplôme d'INGENIEUR D'ETAT

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Génie minier

Spécialité : Génie minier

Présenté par

CHAHRAZAD ZIOUAR

Cartographie et Prospection Minérale par Télédétection Multispectrale et Hyperspectrale dans la Région de TIN FELKI (Hoggar, Algérie)

Encadré par

Dr. CHENITI Hamza

ENSTI

Membres du jury :

- MAA. Hamid GOUCHENE Président ENSTI
- MCA. Sameh Habes Examineur ENSTI

Année 2025

Remerciements :

Avant toute chose, je rends grâce à Dieu, le Tout-Puissant, pour m'avoir guidée, soutenue et accordé la force, la patience et la persévérance nécessaires pour franchir cette étape importante de mon parcours. C'est par Sa volonté que j'ai pu avancer dans la quête du savoir et surmonter les obstacles rencontrés.

Je dédie ce mémoire à la mémoire de mes chers parents, que Dieu leur accorde Sa miséricorde. Leur amour, leurs sacrifices et leurs prières ont toujours été une source d'inspiration pour moi, même après leur départ. Qu'ils reposent en paix.

Je tiens à exprimer toute ma gratitude à mes sœurs Nossiba, Basma, Razika et Ahlam pour leur amour inébranlable, leur soutien indéfectible et leur présence rassurante tout au long de mon chemin.

Mes remerciements les plus sincères vont également à Sara, ma plus belle amie et véritable sœur de cœur. Je remercie de tout cœur ses parents, qui m'ont accueillie avec une affection sincère et m'ont entourée comme leur propre fille. Leur gentillesse et leur soutien m'ont profondément marquée.

Je remercie chaleureusement mon oncle, Monsieur L'Hafsi, pour sa générosité, sa disponibilité et son appui constant tout au long de mon parcours universitaire, notamment durant mon stage.

Un grand merci à Monsieur Cheniti, mon encadrant académique, pour sa disponibilité, sa patience et la richesse de ses conseils. Son accompagnement a joué un rôle essentiel dans la réalisation de ce mémoire.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance à mes encadreurs de stage, en particulier Madame Bendali Chafika et Monsieur Chouiha Islem, pour leur soutien, leur encadrement rigoureux et leurs conseils précieux, tant sur le plan technique qu'humain. Leur accompagnement a largement contribué à l'enrichissement de mon expérience professionnelle au sein de l'entreprise ASGA.

Mes remerciements s'adressent également à Madame Sonia Benamer, Madame Cherak Sabrina, Badrou, Raouf, ainsi qu'à toute l'équipe du département de télédétection, pour leur accueil chaleureux, leur professionnalisme et leur soutien bienveillant.

Je n'oublie pas de remercier tous les employés de l'entreprise ASGA pour leur gentillesse, leur bonne humeur et leur collaboration tout au long de mon stage.

Une pensée particulière à Mohamed et Imen, pour leur aide précieuse et leur soutien quotidien au sein du département. Leur présence m'a été d'un grand réconfort.

Je remercie également Madame Hammadi, ingénieure à l'ORGM, pour son aide et ses conseils.

Mes remerciements vont aussi à Monsieur Samir, superviseur de l'atelier, pour sa disponibilité, sa pédagogie et son accompagnement de qualité.

Je souhaite remercier chaleureusement mes amies Hanan, Loza, Tahani, Aya et Imen, pour les beaux moments partagés, leur amitié sincère et leur soutien durant toutes ces années.

Enfin, j'exprime ma gratitude à l'ensemble de mes camarades de promotion pour les souvenirs communs, ainsi qu'à tous les enseignants qui m'ont transmis leur savoir et accompagné durant ces trois années d'études.

Dédicace :

À la mémoire de mes parents bien-aimés, que Dieu leur accorde Sa miséricorde et les accueille dans Son vaste paradis.

À mes sœurs Nossiba, Basma, Razika et Ahlam pour leur amour inconditionnel, leur soutien indéfectible et leur présence constante dans ma vie.

À mon amie de cœur Sara, qui est pour moi une véritable sœur, et à ses parents, qui m'ont entourée d'affection comme les miens.

À mon oncle, Monsieur L'Hafsi, pour sa présence précieuse, ses encouragements et son aide inestimable.

À mes chères amies Hanan, Loza, Tahani, Aya et Imen, pour tous les souvenirs inoubliables et les moments de joie partagés.

Ce travail est le fruit de votre amour, de votre confiance et de votre soutien. Du fond du cœur, merci.

Résumé :

Ce mémoire porte sur l'application de la télédétection satellitaire pour la cartographie lithologique et la prospection minérale dans la région de Tin Felki (Hoggar, Algérie). Deux types d'images ont été utilisés : ASTER (multispectral) et EMIT (hyperspectral), combinés à des méthodes de classification supervisée (SVM et Random Forest). Les résultats montrent que les données EMIT, grâce à leur richesse spectrale, permettent une meilleure identification des minéraux indicateurs d'altération hydrothermale (alunite, kaolinite, hématite, séricite). L'étude démontre la pertinence des capteurs hyperspectraux pour orienter efficacement les travaux d'exploration aurifère.

Abstract :

This study focuses on the use of satellite remote sensing for lithological mapping and mineral exploration in the Tin Felki region (Hoggar, Algeria). Two satellite sensors were analyzed: ASTER (multispectral) and EMIT (hyperspectral), using supervised classification methods (SVM and Random Forest). Results show that EMIT data, with its rich spectral information, enable better detection of hydrothermal alteration minerals (alunite, kaolinite, hematite, sericite). The findings highlight the effectiveness of hyperspectral sensors in guiding gold exploration activities in complex geological environments.

ملخص:

يركز هذا البحث على استخدام تقنيات الاستشعار عن بُعد الفضائي لرسم الخرائط الليثولوجية واستكشاف المعادن في منطقة تين فلكي (الهقار، الجزائر). تم استخدام بيانات قمرين صناعيين ASTER (متعدد الأطياف) و EMIT (فائق الطيف)، بالاعتماد على خوارزميات التصنيف المشرف (SVM) و (Random Forest). أظهرت النتائج أن بيانات EMIT بفضل دقتها الطيفية العالية توفر تحديداً أفضل للمعادن الناتجة عن التحولات الحرارية المائية مثل (الألونيت، الكاولينيت، الهيماتيت، السيريسايت). وتؤكد الدراسة على أهمية استخدام البيانات الفائقة الطيف في توجيه عمليات الاستكشاف المنجمي بدقة وفعالية.

Table des matières

Introduction générale :	1
Présentation de l'entreprise :	2
Travaux antérieurs :	2
CHAPITRE I :	
1. Géologie Générale du Hoggar :.....	4
1.1. Situation Géographique :.....	4
1.2. Subdivisions Structurales du Hoggar :.....	4
2. Géologie locale de Tin-Felki :.....	7
2.1. Dépôts de couverture :.....	7
2.2. Unités lithostratigraphique Panafricaines :	7
2.3. Unités lithostratigraphiques anté-Panafricaines :.....	7
2.4. Unités plutoniques (magmatisme) :.....	7
3. Tectonique de tin Felki :.....	8
CHAPITRE II :	
1. Introduction :.....	9
2. Les types d'images satellitaires :.....	9
2.1. ASTER :.....	9
2.2. EMIT :.....	10
3. Acquisition et Prétraitement des Données ASTER :.....	10
3.1. Correction Atmosphérique par objet sombre (DOS) :	11
4. Calcul des Indices Lithologiques	11
5. Préparation à la classification supervisée :.....	13
5.1. Construction de la base de données d'apprentissage :	13
5.2. Division en jeu d'apprentissage et de test :.....	14
5.3. Algorithmes de classification supervisée :.....	14
6. Évaluation des performances de classification :	14
6.1. Méthodes d'évaluation :.....	14
6.2. Caractérisation des minéraux hydrothermaux et classification lithologique :	15
7. Conclusion :.....	15
Chapitre III :	
1. Introduction :.....	16
2. Comparaison des performances avec l'algorithme SVM :.....	16
2.1. Résultats sur les données ASTER :.....	16
2.2. Résultats sur les données EMIT :.....	16

2.3.	Comparaison synthétique (SVM) :.....	17
3.	Comparaison des performances de classification supervisée avec Random Forest :...	20
3.1.	Résultats sur les données ASTER :.....	20
3.2.	Résultats sur les données EMIT :.....	21
3.3.	Comparaison synthétique (RF) :	21
4.	Comparaison globale des performances ASTER et EMIT	25
5.	Conclusion :.....	26
	Conclusion générale :.....	27

Liste des figures :

Figure I-1 : Principales subdivisions des trois domaines du Bouclier Targui (Bertrand and Caby 1978)	5
Figure I-2 : Carte géologique synthétique du Bouclier Touareg montrant la délimitation des 25 terranes, y compris les deux nouveaux terranes (Aouilène et Afara), les principales zones de cisaillement et les grandes entités tectoniques. Adapté de (Liégeois 2019).....	6
Figure II-1 : Localisation et polygone de la zone d'étude dans Google Earth Engine	10
Figure II-2 : Composite moyen d'image ASTER après correction atmosphérique dans Google Earth Engine	11
Figure II-3 : Cartes des indices minéraux extraits des bandes ASTER	12
Figure II-4 : Cartes des indices minéraux extraits des bandes EMIT	13
Figure III-1 : Résultats de la classification lithologique par l'algorithme Support Vector Machine (SVM) appliqué aux données ASTER	19
Figure III-2 : Résultats de la classification lithologique par l'algorithme Random Forest (RF) appliqué aux données ASTER.....	24
Figure III-3 : Résumé des précisions du producteur (taux de détection réelle).....	25
Figure III-5 : Précision de l'utilisateur (fiabilité des prédictions) par classe – Comparaison entre ASTER et EMIT	26
Figure III-4 : Comparaison des performances ASTER et EMIT.....	26

Liste des tableaux :

Tableau II-1 : Les caractéristiques des bandes spectrales du satellite ASTER.	9
Tableau II-2 : Caractéristiques hyper-spectrales d'EMIT	10
Tableau II-3 : Principaux indices spectraux lithologiques calculés à partir des bandes ASTER et EMIT	11
Tableau III-1 : Comparaison des performances de classification supervisée avec SVM	16
Tableau III-2 : Exactitude globale (SVM)	17
Tableau III-3 : Coefficient de Kappa (SVM)	17
Tableau III-4 : Précision du Producteur (SVM).....	17
Tableau III-5 : Précision de l'Utilisateur (SVM)	18
Tableau III-6 : Comparaison des performances de classification supervisée avec Random Forest.....	20
Tableau III-7 : Exactitude globale (RF)	21
Tableau III-8 : Coefficient de Kappa (RF).....	22
Tableau III-9 : Précision du Producteur (RF).....	22
Tableau III-10 : Précision de l'Utilisateur (RF).....	23

List des abréviations :

ASTER	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
EMIT	Earth Surface Mineral Dust Source Investigation
SVM	Support Vector Machine
RF	Random Forest
VNIR	Visible and Near-Infrared
SWIR	Short Wave Infrared
TIR	Thermal Infrared
ROI	Region of Interest
GEE	Google Earth Engine
DOS	Dark Object Subtraction
Kappa	Coefficient d'accord Kappa
Ma	Millions d'années
ISS	International Space Station
NNE-SSW	Nord-Nord-Est - Sud-Sud-Ouest
NE-SW	Nord-Est - Sud-Ouest
NW-SE	Nord-Ouest - Sud-Est

Introduction générale :

En géologie, l'étude s'est longtemps appuyée principalement sur l'analyse des cartes géologiques, qui fournissent des informations précieuses sur la nature des formations affleurantes dans une région donnée. Bien que cette méthode traditionnelle soit à la fois précise et fondamentale, elle repose sur un travail long, coûteux et parfois dangereux. Pour surmonter ces contraintes, de nouvelles techniques de cartographie et de prospection des ressources naturelles ont été mises au point.

La télédétection, qui repose sur la collecte et l'analyse de données relatives à la surface terrestre sans contact direct, s'est imposée comme une technologie essentielle dans l'exploration minière contemporaine. Elle permet une approche globale, rapide et évolutive des études géologiques, facilitant l'identification de zones à potentiel minier, la surveillance des environnements d'exploitation et la cartographie des structures géologiques (Li and Pang 2020). En s'appuyant sur l'interaction des rayonnements électromagnétiques avec les matériaux géologiques, la télédétection rend possible la reconnaissance de signatures spectrales caractéristiques de certains minéraux, zones d'altération ou unités lithologiques. Ces méthodes présentent un intérêt particulier dans les régions peu ou pas explorées, voire difficilement accessibles, où les campagnes de terrain classiques se révèlent coûteuses ou complexes à mettre en œuvre (Balaram and Sawant 2022). L'évolution des technologies d'observation contribue par ailleurs à combler les lacunes d'information concernant la répartition des minéraux dans les gisements et les zones de rejets, ouvrant la voie à une meilleure valorisation et gestion environnementale (Guglietta et al. 2025).

Parmi les approches les plus performantes, les méthodes hyperspectrales se distinguent par leur capacité à fournir des relevés très détaillés, particulièrement efficaces pour la détection de cibles minérales complexes dans des environnements arides et dénudés (Chakouri 2020). Les méthodes multispectrales, quant à elles, offrent une couverture régionale plus large et facilitent l'intégration avec d'autres sources de données, tout en restant efficaces pour l'identification de grands groupes minéraux tels que les oxydes de fer ou les argiles (Chakouri 2020).

Ce mémoire porte sur l'étude des minéralisations aurifères de la feuille de Tin Felki, cartographiée à l'échelle 1/200 000 et située à l'extrême est du Hoggar occidental. L'objectif principal de ce travail est de mettre en évidence les zones potentiellement aurifères à l'aide de la télédétection. Pour cela, les résultats issus du traitement des images satellitaires ont été croisés avec les données géologiques existantes.

Dans ce cadre, une revue bibliographique a été menée, s'appuyant principalement sur les rapports techniques et les thèses traitant de la géologie du Hoggar occidental et des minéralisations aurifères répertoriées dans la zone de la feuille de Tin Felki.

Présentation de l'entreprise :

L'Agence du Service Géologique de l'Algérie (ASGA) créée en 2014, est une institution de puissance publique, dotée de la personnalité juridique et de l'autonomie financière, elle est chargée de la gestion de l'infrastructure géologique.

Ses principales missions : Acquérir, traiter et diffuser l'information géologique.

A cet effet, elle produit et diffuse des données géologiques à travers la banque nationale des données géologiques et par le biais des différentes publications : cartes géologiques, géophysiques, géochimiques, thématiques, revues, synthèses et études et ce afin de répondre aux besoins de la société : administrations, investisseurs, aménageurs, chercheurs...

Travaux antérieurs :

Principaux travaux thématiques, de synthèse, de levé géologique, de recherche systématique, de prospection et d'évaluation effectués dans la région :

- 1922 : Premier aperçu géologique de la région, et en 1927 donne le nom de TAOURIRT aux massifs granitiques en forme de " PAIN DE SUCRE «(BOULFELFEL and OUABADI 2000).
- 1930 : deux complexes métamorphiques ont été définis : le Suggarien et le Pharusien (Kilian 1932).
- 1952 : Des travaux de M. LELUBRE(Lelubre 1952) qui sont la base de la compréhension de la stratigraphie, Magmatisme, tectonique et métallogénie du Hoggar, des guides de recherches antérieures.
- 1953 : le BRMA (Bureau de Recherche Minier Algérien) établit une photo carte géologique d'échelle 1/20000 du Hoggar et des travaux de prospection alluvionnaires ont été entrepris.
- 1961 : édition d'une deuxième carte géologique à 1/500 000 (C. Reboul, 1962).
- 1965 : la mise en évidence d'indices de chromite à ADERNIBA (SILET). SN - W sur la feuille TESNOU au Nord de TIN-DAHAR.

L'étude géologique moderne du Hoggar représentée par la totalité des travaux réalisés après l'Indépendance de l'Algérie ainsi qu'après la nationalisation des mines en 1966.

- 1969-1994 : La SONAREM (actuellement ORGM) mène premières activités sur la recherche minière essentiellement axées sur la cartographie et la recherche systématique à 1/200 000.

Les résultats obtenus apportent des précisions sur la géologie régionale et argumentent les spécialisations métallogéniques des différents ensembles lithologiques et structuraux. Ces travaux ont également abouti à la découverte des principaux indices et gisements notamment d'or, de wolfram étain et d'uranium actuellement connus.

- 1969-1971 : les travaux de LAIFA et SLOUGUI ont abouti au recensement et à l'estimation des perspectives minérales du Hoggar.
- 1971-1973 : les travaux de MAKHOV - MALTSEV - MIKITOUNOV, ont abouti à la découverte des indices aurifères d'Issalfane- Seldrar (TESNOU) et le champ filonien de Tekouyat (TINFELKI).
- 1974-1978 : Bertrand et Caby ont établi une nouvelle subdivision du Hoggar en trois domaines lithologiquement différents.
- 1971-1981 travaux de Makhov, Maltsev et Mikitcaunov qui ont mis en évidence les différents districts aurifères dont le district minier à or Tin-Felki-Tesnou, Ifetessene. Et ont abouti à la découverte des indices aurifères d'Issalfane - Seldrar (TESNOU) et le champ filonien de Tekouyat (TINFELKI).
- 1987 l'équipe Blinikov découvre les indices aurifères d'Isselfene, Seldrar (feuille de Tesnou au 1/200 000), le champ filonien de Tekouyat (feuille de Tin-Felki au 1/200 000) et de l'indice Idereksi (feuille d'Ifetessene au 1/200 000).

- 1991-1997 derniers travaux de prospection et d'évaluation réalisés par les équipes de F. Boughar qui ont permis de sélectionner les périmètres ciblés et les premières estimations des réserves d'or.
- A partir de 1994(Black et al. 1994) ont proposé une nouvelle subdivision du Hoggar basée sur la notion « des terranes », séparée par des zones de cisaillement subvertical dites Méga Shear Zones(Black 1978). Ces dernières ont joué un rôle important dans la structuration du Hoggar et dans le contrôle de la mise en place des roches magmatiques et des minéralisations associées tel que : Au, Sn, W, Nb, Ta, Be.
- 2000 : (Bertrand and Caby 1978; BOULFELFEL and OUABADI 2000), induisent la notion de microcontinent pour quatre terranes du Hoggar central : Laouni, Azrou-n-Fad, Tefedest et Egéré Aleksod : le Latea.

CHAPITRE I :
LE CADRE GEOLOGIQUE

1. Géologie Générale du Hoggar :

1.1. Situation Géographique :

Le Hoggar constitue la partie centrale du bouclier targui qui s'étend au sud-ouest vers l'Adrar des Iforas (Mali) et au sud-est vers l'Aïr (Niger). C'est un massif montagneux d'une superficie d'environ 556 000 km², s'élève à 2918 mètres d'altitude à son point culminant le Tahat.

Le Hoggar est une région géologiquement complexe, composé de terrains datant de l'Archéen au Néoprotérozoïque et marqué par plusieurs cycles orogéniques. Cette complexité reflète l'évolution géologique de la région, qui a été influencée par des événements tectoniques majeurs, des processus métamorphiques intenses et une activité magmatique importante. Il est considéré comme un terrain d'étude exceptionnel pour comprendre l'évolution géologique de l'Afrique.

1.2. Subdivisions Structurales du Hoggar :

1.2.1. Ancienne Subdivision :

La première subdivision du Hoggar a été proposée par Conrad Kilian en 1932, il a distingué deux grandes séries séparées par une discordance :

- **Le Suggarien** : À la base, composé de granito-gneiss de haut grade métamorphique (amphibolites à granulites faciès).
- **Le Pharusien** : Au sommet, constitué de couvertures peu ou pas métamorphiques, essentiellement pélitiques et volcano-sédimentaires.

C'est en 1952 que (Lelubre 1952) a développé cette subdivision en l'étendant à tout le Hoggar. Cette subdivision a été affinée par J.M.L. (Bertrand and Caby 1978), qui ont subdivisé le Hoggar en trois grands domaines structuraux (fig.1) séparés par des cisaillements lithosphériques majeurs : l'accident 4°50' à l'ouest et le 8°30' à l'est :

- **Hoggar Occidental** : chaîne pharusienne, composée de deux rameaux pharusiens (occidental et oriental) d'âge Néoprotérozoïque, séparés par le môle d'In Ouzzal d'âge Archéen.
- **Hoggar Central** : polycyclique, situé entre les deux accidents 4°50' et 8°30', à dominance de formations d'âge Paléoprotérozoïque.
- **Hoggar Oriental** : chaîne tiririenne, située à l'est du 8°30', à dominance de formations plutono-volcanique d'âge Néoprotérozoïque constituant une partie du craton Est Saharien.

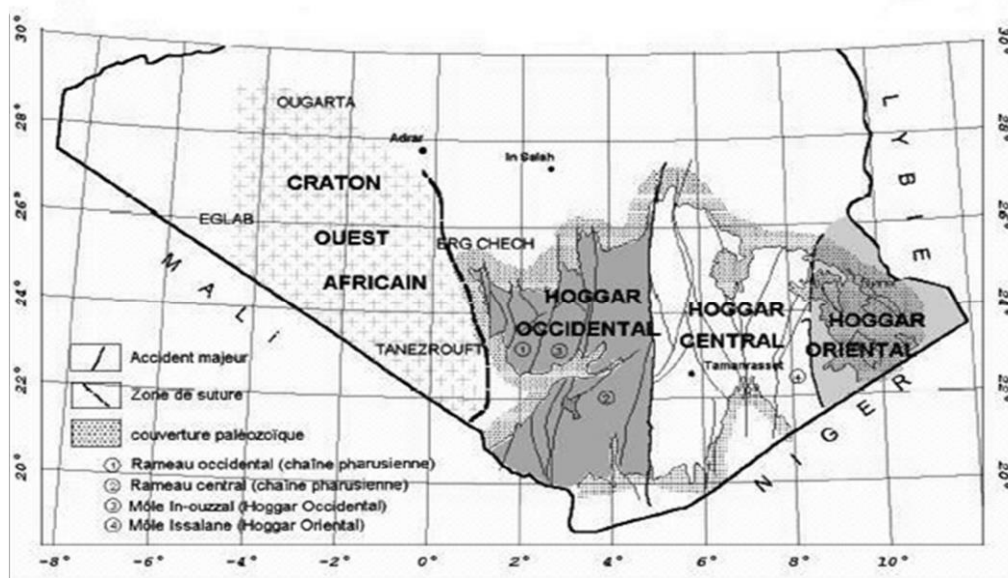


Figure I-1 : Principales subdivisions des trois domaines du Bouclier Targui (Bertrand and Caby 1978)

1.2.2. Nouvelle Subdivision :

La subdivision traditionnelle a été remplacée par une approche basée sur la notion de terranes (fig.2). Le bouclier targui est composé de 25 terranes, chacun ayant sa propre lithologie, caractéristiques métamorphiques, magmatiques et tectoniques. Ces terranes ont été déplacés ou charriés pendant l'orogénèse panafricaine le long de grandes zones de cisaillement (megashear-zones).

Les terranes constituant les trois domaines du Hoggar sont les suivants :

- **Le Hoggar occidental** : composé de onze terranes qui sont d'est en ouest : Iskel ; In Teidini ; Tin-Zaoutène ; Tirek ; Ahnet ; In-Ouzzal ; Unité granulite Iforas ; Tassendjanet ; Kidal ; Tilemsi ; Timetrine ; Aouilène.
- **Le Hoggar central** : occupée par huit terranes qui sont d'ouest en est : Laouni ; Tefedest ; Azrou-n-Fad ; Egéré- Aleksod ; Tchilit ; Sérouenet ; Tazat ; Assodé-Issalane ; Afara.
- **Le Hoggar oriental** : il est constitué de quatre terranes qui sont d'ouest en est : Barghot ; Aouzeguer ; Edembo ; djanet.

L'assemblage de ces terranes s'est déroulé en deux phases principales marquées par deux collisions majeures :

- **Première phase (vers 700 Ma)** : Collision entre le Craton Ouest Africain (marge passive) et les terranes orientaux du bouclier targui.
- **Deuxième phase (630-525 Ma)** : Collision plus oblique, caractérisée par des méga-shearzones sub-verticales, la mise en place de plutons calco-alcalins hautement potassiques, un magmatisme alcalin à peralcalin, et un métamorphisme dans les faciès schistes verts (haut degré) et amphibolite (bas degré).

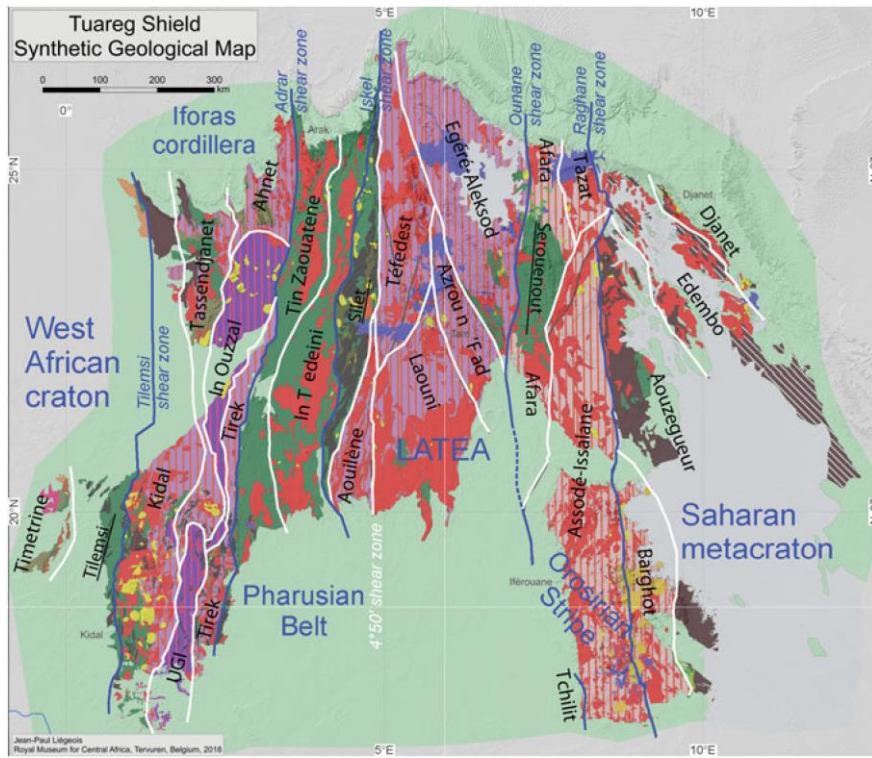


Figure I-2 : Carte géologique synthétique du Bouclier Touareg montrant la délimitation des 25 terranes, y compris les deux nouveaux terranes (Aouilène et Afara), les principales zones de cisaillement et les grandes entités tectoniques. Adapté de (Liégeois 2019).

2. Géologie locale de Tin-Felki :

La feuille de Tin-Felki, situé entre les latitudes 23° et 24° N et les longitudes 4° et 5° E, occupe une position charnière entre les domaines du Hoggar occidental et central, dans la région d'Isselfen Tekouyat. Les indices miniers présents dans le district de Tin-Felki sont Assouf Mellene, Selderar et Isselfene Sud. Sur le plan structural, ce secteur est marqué par le grand accident 4°50' d'orientation N-S, qui affecte principalement la partie orientale de Tin-Felki. Cet accident majeur est recoupé par un système de failles secondaires de direction NE-SW qui le décalent significativement, révélant ainsi une histoire tectonique complexe et polyphasée.

2.1. Dépôts de couverture :

Les dépôts de couverture contiennent trois types de dépôts principaux :

- Les dépôts éoliens ;
- Les dépôts d'oueds (composés d'alluvions, de sables et d'argiles) ;
- Les dépôts de piémonts (constitués de cailloutis) ainsi que les regs.

2.2. Unités lithostratigraphique Panafricaines :

Cette unité contient 3 séries : une série inférieure (série de plate-forme), une série moyenne (volcano-sédimentaire) et une série supérieure.

2.2.1. Série supérieure : Contient essentiellement des :

- Conglomérats polygéniques et hétérogranulaires ;
- Volcanites basiques (basaltes à pyroxènes) ;

2.2.2. Série moyenne (Série volcano-sédimentaire) : Représentée par des structures allongées méridionales, elle affleure largement à l'ouest de l'accident 4°30'. Elle est composée de trois assises :

- Assise supérieure : Elle se compose de volcanites acides (rhyolites, dacites, tufs) ;
- Assise moyenne : Elle se compose d'amphibolites, andésites, lentilles de marbre, conglomérats, tufs et sills basiques ;
- Assise inférieure : Elle est constituée de grès, pélites, marbres et cornéennes ;

2.2.3. Série inférieure (série de plate-forme) : Contient deux assises :

- Assise supérieure : Composée de gneiss dioritique, quartzite, marbre, et amphibolite ;
- Assise inférieure : Composée d'amphibolites, gneiss amphibolique, marbre, lentilles de roches ultrabasiques et rares quartzites.

2.3. Unités lithostratigraphiques anté-Panafricaines :

Cette unité contient une série :

2.3.1. Série métamorphisme :

Affleure de part et d'autre d'un accident NE-SW. Cette série est d'un âge Protérozoïque supérieur a été proposé pour la feuille de Tin-Felki, mais reste à confirmer. Elle est composée de

- Gneiss granitoïdes, migmatites, gneiss à amphiboles ;
- Gneiss plagioclasiques (biotite, hornblende), gneiss amphibolique, amphibolites, quartzites et marbres ;

Elle prend son extension depuis l'extrême nord de la feuille Tin Felki (Isselfene sud) jusqu'à la feuille Tesnou (Isselfene nord).

2.4. Unités plutoniques (magmatisme) :

Le magmatisme couvre environ 50% de la région et il est caractérisé par une diversité de roches de composition différentes (depuis les termes ultramafiques jusqu'aux termes felsiques). Il s'agit d'un magmatisme panafricain, subdivisé en trois grands complexes magmatiques :

- **Complexe Post-tectonique** : Ce complexe correspond à des intrusions relativement récentes, souvent associées à la phase finale de l'orogénèse panafricaine. Il est représenté

par des Granites intrusifs à contours circonscrits type Taourirt d'âge 500–530 Ma. Il est se compose essentiellement de :

- Granites calco-alkalins à biotite, à grain moyen, avec des faciès de bordure (granite leucocrate « alaskite ») ;
- Granodiorites et enclaves de tonalites.

- **Complexe Pré- à syn-tectonique** : Ce complexe est constitué de deux sous-complexes.
 1. **Complexe Aderniba (≈ 583 Ma)** : c'est des granites et granodiorites calco-alkalins, porphyroïdes à biotite, injectés de dykes aplo-pegmatitiques.
 2. **Complexe Afedafeda (840–868 Ma ?)** : représenté par quatre assises :
 - Syénites à biotite et hornblende ;
 - Granodiorites, diorites quartzitiques et granites calco-alkalins, parfois monzonitiques ;
 - Norites, gabbros, diorites ;
 - Pyroxénites, amphibolites et roches ultrabasiques serpentinisées.
- **Complexe pré-tectonique** : Composé essentiellement de roches ultrabasiques de forme lenticulaire.

3. Tectonique de tin Felki :

La tectonique dans la région de Tin-Felki se caractérise par deux phases principales de déformation : une tectonique plicative et une tectonique cassante ultime.

La phase ductile se manifeste par des plis isoclinaux droits à déversés à axes subhorizontaux affectant l'ensemble des formations, tandis que la phase cassante est marquée par des coulissements le long de couloirs mylonitiques subméridiens. Cette déformation est accompagnée par la mise en place de décrochements dextres NNE-SSW et le rejeu tardif des accidents subméridiens, générant des plis d'entraînement à axes sub-verticaux.

Trois systèmes de failles principaux structurent la région :

- Un système subméridien précoce (NNE-SSW) correspondant aux grands accidents panafricains ;
- Un système NE-ESE plus jeune, à jeu dextre, qui recoupe nettement les structures précédentes ;
- Un système NW plus localisé, affectant surtout l'extrême SW de la zone.

Ces déformations contrôlent la mise en place :

- Des intrusions granitiques syn- à tardi-tectoniques (comme les granites Afedaféda-Tintekadiouite)
- Des granites tardi- à post-orogéniques
- Un métamorphisme de contact à grenat-disthène-sillimanite

La tectonique post-panafricaine est marquée par des accidents NE-SW et EW qui recouperont toutes les structures antérieures, correspondant probablement à la phase d'ouverture du rift avorté au Crétacé. Ces accidents sont matérialisés par des effusions magmatiques (série de la Tahalra-Atakor).

D'un point de vue minéralisation, les structures tectoniques, particulièrement les accidents NNE-SSW et NNW-SSE, semblent jouer un rôle clé dans le contrôle des filons aurifères de la région, bien que cet aspect soit moins documenté spécifiquement dans le périmètre de Tin-Felki.

CHAPITRE II :
Acquisition et traitement des données satellitaires
pour la caractérisation lithologique

1. Introduction :

La télédétection spatiale sert d'outil indirect pour l'exploration de la surface Terrestre. Elle est caractérisée comme étant l'ensemble des techniques, qui par l'acquisition des données à distance, permettent d'obtenir des informations sur la surface terrestre par l'intermédiaire d'un instrument de mesure qu'on appelle capteur.

2. Les types d'images satellitaires :

Pour ce type d'étude et pour répondre à la problématique le choix s'est porté sur les images satellitaire ASTER. Nous avons opté pour ces images pour leur gratuité et leur efficacité dans l'identification des zones d'altérations et des ressources miniers.

2.1.ASTER :

Les images satellitaires ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) sont des images multispectrales à haute résolution acquises par un capteur embarqué sur les satellites Terra et Aqua de la NASA, développé en coopération avec le Japon. ASTER capture des données dans 14 bandes spectrales couvrant la lumière visible, l'infrarouge proche, l'infrarouge moyen et l'infrarouge thermique (Tableau 1). Ces images sont particulièrement utilisées en géologie pour la cartographie des minéraux, la détection des altérations hydrothermales et l'analyse géomorphologique grâce à leur capacité stéréoscopique. ASTER offre une amélioration significative grâce à sa gamme spectrale étendue et sa résolution radiométrique et spatiale.

Tableau II-1 : Les caractéristiques des bandes spectrales du satellite ASTER.

Régions	ASTER		
	Résolutions		
	N° de bande	Spectrale (μm)	Spatiale (m)
VNIR	1	0.52-0.60	15
	2	0.63-0.69	
	3N	0.78-0.86	
	3B	0.78-0.86	
SWIR	4	1.60-1.70	30
	5	2.145-2.185	
	6	2.185-2.225	
	7	2.235-2.285	
	8	2.295-2.365	
	9	2.360-2.430	
TIR	10	8.125-8.475	90
	11	8.475-8.825	
	12	8.925-9.275	
	13	10.25-10.95	
	14	10.95-11.65	

2.2.EMIT :

Le capteur EMIT (Earth Surface Mineral Dust Source Investigation) de la NASA est un instrument hyperspectral embarqué sur la Station Spatiale Internationale (ISS), conçu spécifiquement pour cartographier les minéraux à la surface de la Terre, notamment dans les régions arides.

Tableau II-2 : Caractéristiques hyper-spectrales d'EMIT

Région Spectrale	Intervalle spectral (μm)	Nombre de bandes	Résolution spectrale (nm)	Résolution spatiale (m)	Commentaire
VNIR + SWIR	0.42 – 2.45	285	~ 7.5 nm	60	Hyperspectral (continu)

3. Acquisition et Prétraitement des Données ASTER :

Dans le cadre de cette étude, notre zone d'étude a été définie sous forme d'un polygone à partir de coordonnées géographiques précises (Figure). La carte a été centrée sur cette zone afin d'optimiser la visualisation et l'analyse spatiale. À partir de cette délimitation, les images satellitaires issues des capteurs ASTER (niveau L1T, géométriquement corrigé) et EMIT ont été extraites depuis la plateforme Google Earth Engine (GEE), fournissant ainsi des données spectrales et minéralogiques essentielles à l'analyse de notre zone d'étude.

Plusieurs étapes de prétraitement et de filtrage ont ensuite été appliquées afin de garantir la

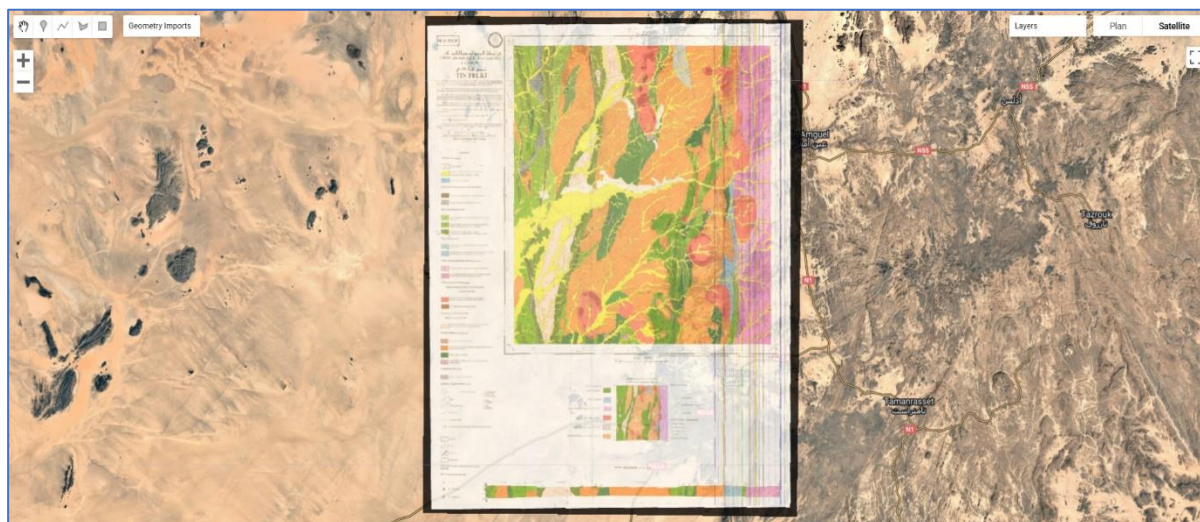


Figure II-1 : Localisation et polygone de la zone d'étude dans Google Earth Engine

qualité et la fiabilité des données utilisées :

- **Filtrage spatial** : les images ont été restreintes à la région d'intérêt (ROI) définie par un polygone englobant l'ensemble de la zone géologique ciblée.
- **Filtrage temporel** : seules les images acquises entre mars et septembre ont été sélectionnées, afin de minimiser les interférences liées à la couverture nuageuse ou végétale qui altèrent les signatures spectrales.
- **Filtrage atmosphérique** : un seuil maximal de 40 % de couverture nuageuse a été appliqué pour garantir une meilleure lisibilité spectrale.

Pour atténuer les effets des variations atmosphériques (comme la couverture nuageuse, l'humidité ou la poussière) qui peuvent altérer temporairement la qualité des images satellitaires, une méthode de moyennage a été appliquée. Cette technique consiste à combiner plusieurs images issues de différentes dates en calculant la moyenne des valeurs spectrales de chaque pixel. Le résultat est un composite représentatif plus stable et homogène qui reflète mieux les caractéristiques réelles de la surface terrestre en minimisant les perturbations ponctuelles (Figure II-2).

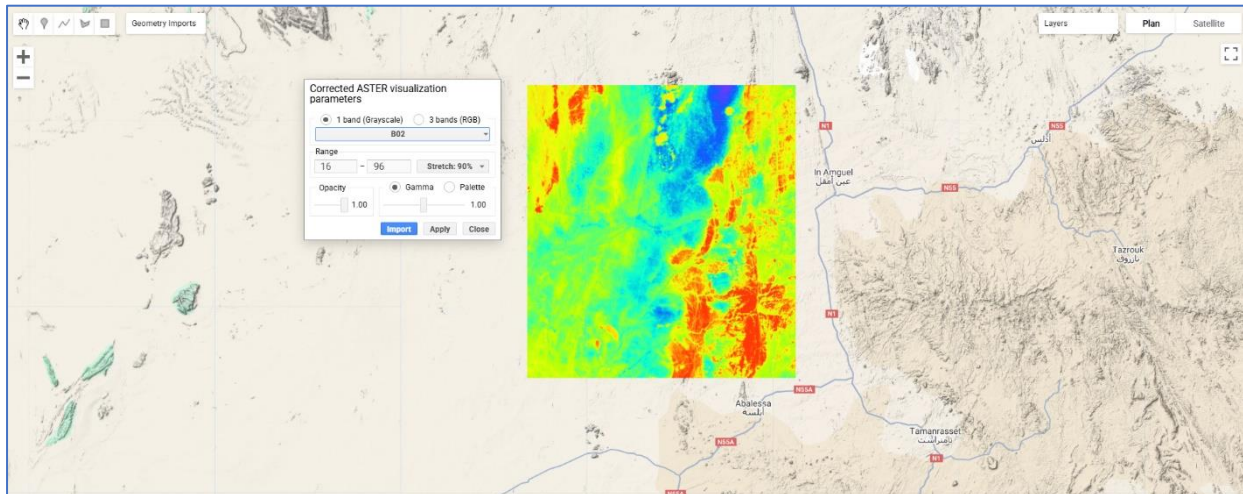


Figure II-2 : Composite moyen d’image ASTER après correction atmosphérique dans Google Earth Engine

3.1. Correction Atmosphérique par objet sombre (DOS) :

Une correction atmosphérique de type Dark Object Subtraction (DOS) a été appliquée aux bandes VNIR-SWIR. Cette méthode repose sur l’identification de pixels très sombres, supposés représenter des zones exemptes de réflectance (eaux profondes, ombres). La valeur minimale observée sur chaque bande est alors soustraite à l’image, permettant de réduire l’effet de la diffusion atmosphérique (haze).

Les bandes thermiques (TIR) n’ont pas été corrigées par cette méthode, car elles sont moins sensibles à l’interférence atmosphérique directe et restent pertinentes pour les indices thermiques tels que ceux du quartz ou des carbonates.

4. Calcul des Indices Lithologiques

Sur l’image ASTER corrigée, sept indices spectraux ont été calculés afin de détecter et cartographier les principales signatures lithologiques. Ces indices sont dérivés d’études antérieures (Ninomiya 2003; Blumberg and Schodlok 2022) ;et reposent sur les propriétés d’absorption caractéristiques des minéraux dans les bandes ASTER et EMIT.

Tableau II-3 : Principaux indices spectraux lithologiques calculés à partir des bandes ASTER et EMIT

Indice Spectral	Formule Aster	Formule EMIT	Minéral ciblé
Kaolinite	$(b^4/b_5) * (b^8/b_6)$	$(b^{2165}/b^{2205}) * (b^{2320}/b^{2190})$	Argiles kaoliniques
Quartz	$(b^{11} * b^{11}) / (b^{10} * b^{12})$	$(b^{1870}/b^{1870}) * (b^{1820}/b^{1910})$	Silicates (quartz)
Hématite	b^2/b_1	b^{860}/b^{650}	Oxydes de fer
Alunite	$(b^7/b_5) * (b^7/b_8)$	b^{2165}/b^{2320}	Sulfates
Montmorillonite	b^7/b_8	b^{2290}/b^{2340}	Argiles expansives
Mafique	b^{12}/b^{13}	b^{1910}/b^{1980}	Roche basiques (pyroxènes amphiboles)
Séricite	b^6/b_5	b^{2200}/b^{2100}	

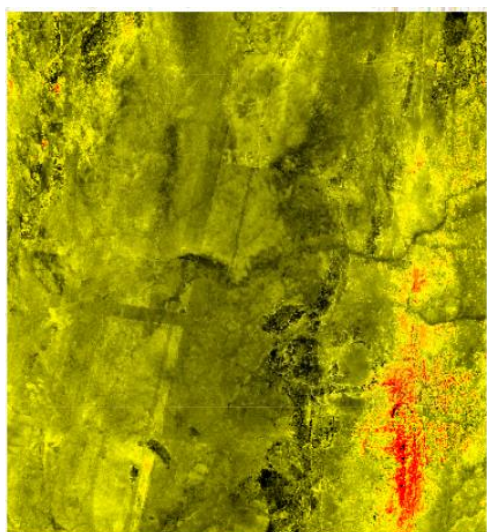
Ces formules exploitent les contrastes spectroscopiques propres aux minéraux (réflectance/absorption).

Chaque indice lithologique calculé a été visualisé dans Google Earth Engine à l'aide d'une palette chromatique adaptée (noir, jaune, rouge) et standardisée sur la plage [0–6] afin d'assurer une lisibilité optimale et une comparaison homogène entre couches.

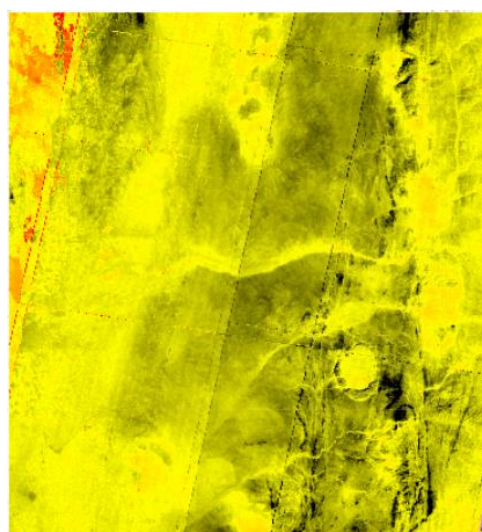
Seuls les indices jugés les plus pertinents :

- **Kaolinite** : indicateur d'altération argileuse.
- **Hématite** : traceur des zones riches en oxydes de fer.
- **Montmorillonite** : marqueur d'altération hydrothermale ou de présence d'argiles expansives.
- **Séricite** : Marqueur d'altération phyllique/potassique intense à moyenne température/profondeur, souvent associée au cœur minéralisé des gisements orogéniques et porphyres cuprifères aurifères.
- **Alunite** : Marqueur diagnostique des systèmes acides à haute température (épithermaux haute sulfuration) et des lithocaps (chapeaux de fer).

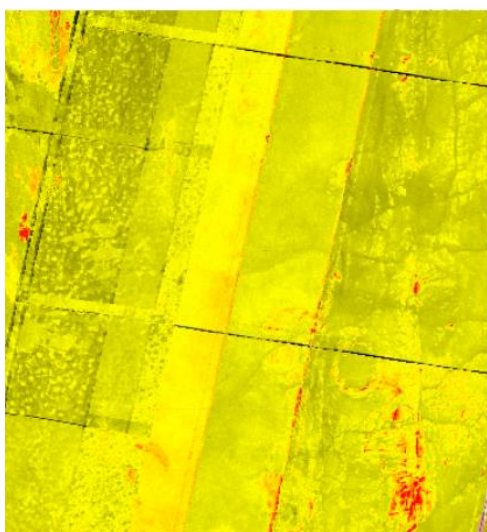
Les figures ci-dessous illustrent la répartition spatiale des principaux minéraux détectés à partir des images ASTER et EMIT.



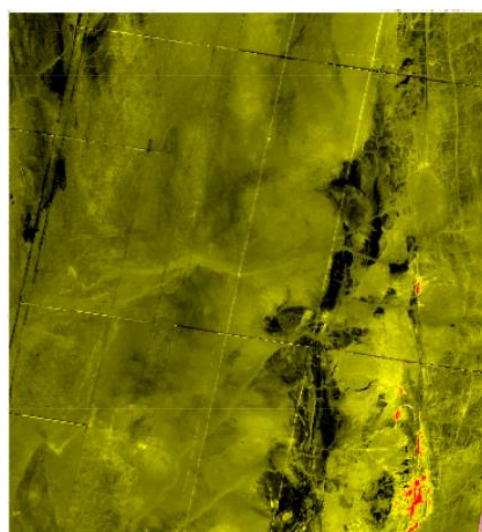
Hematite_Index



Sericite_Index

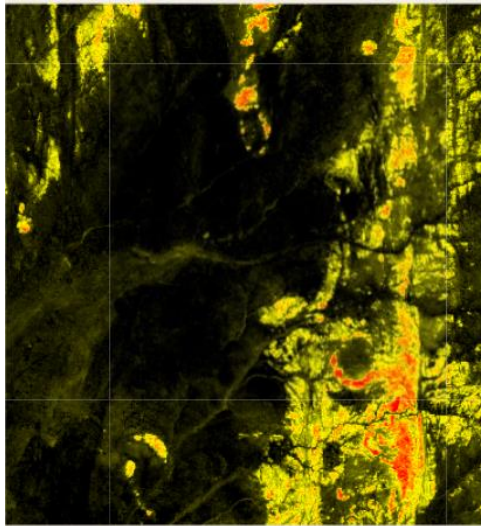


Alunite_Index

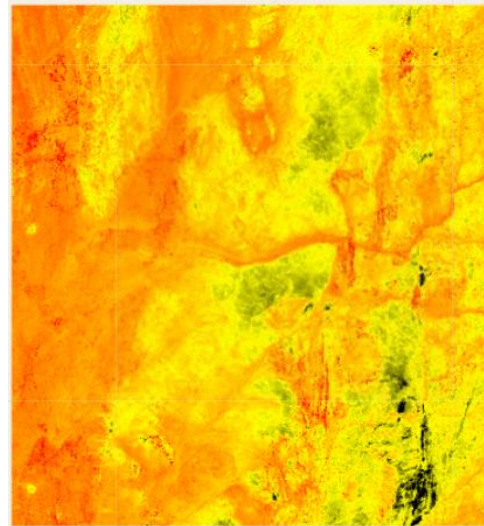


Kaolinite_Index

Figure II-3 : Cartes des indices minéraux extraits des bandes ASTER



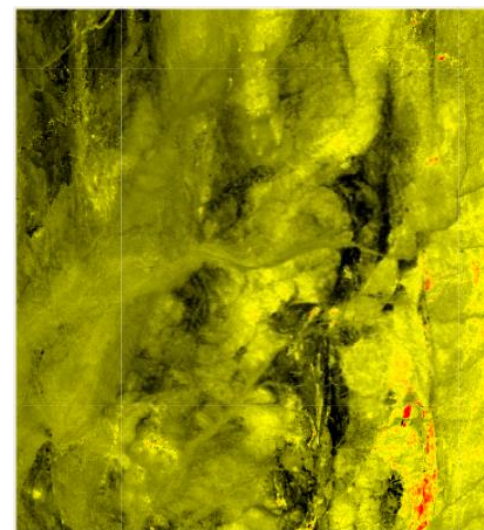
Hematite_Index



Sericite_Index



Alunite_Index



Kaolinite_Index

Figure II-4 : Cartes des indices minéraux extraits des bandes EMIT

Ces indices ne permettent pas uniquement une classification lithologique, mais fournissent également des indications précieuses pour l'exploration minière ciblée, notamment dans un contexte aurifère.

5. Préparation à la classification supervisée :

5.1. Construction de la base de données d'apprentissage :

Afin d'entraîner les modèles de classification supervisée, une fusion des points de terrain correspondant aux différents minéraux présents dans la zone d'étude a été réalisée. Ces points d'échantillonnage, localisés avec précision, ont été associés à un attribut « lithology » représentant la classe minéralogique de référence (hématite, séricite, alunite ou kaolinite). Les valeurs spectrales des bandes ASTER corrigées ont ensuite été extraites aux emplacements de ces points. Cette étape permet d'établir un lien direct entre les signatures spectrales des pixels et les unités lithologiques connues sur le terrain. Les pixels ainsi échantillonnés ont été annotés avec leur classe lithologique respective, constituant ainsi la base d'un jeu de données d'apprentissage robuste pour l'entraînement des algorithmes SVM et Random Forest.

5.2.Division en jeu d'apprentissage et de test :

Pour garantir une évaluation rigoureuse des performances de la classification, le jeu de données d'apprentissage a été divisé aléatoirement en deux sous-ensembles :

- 60 % des données ont été utilisées pour entraîner les algorithmes,
- 40 % des données ont été utilisées pour tester leur précision et leur fiabilité.

Cette séparation aléatoire vise à éviter tout biais de surapprentissage et permet de mesurer la capacité du modèle à généraliser à des données non vues.

5.3.Algorithmes de classification supervisée :

Deux algorithmes supervisés ont été appliqués pour la classification lithologique à partir des données ASTER et EMIT :

- **SVM (Support Vector Machine)** : cet algorithme repose sur la recherche d'une frontière optimale séparant les classes dans l'espace spectral. Il est particulièrement adapté aux volumes de données limités et aux classes bien distinctes.
- **RF (Random Forest)** : basé sur une combinaison d'arbres de décision (ici, 50 arbres), cet algorithme est réputé pour sa robustesse face au bruit et aux données complexes, notamment hyperspectrales. Il peut gérer efficacement des variables fortement corrélées (comme les bandes spectrales).

Ces algorithmes ont été entraînés à partir des valeurs spectrales extraites aux emplacements des échantillons connus. L'objectif est de généraliser la classification à l'ensemble de l'image pour produire des cartes lithologiques complètes de la zone d'étude.

Les résultats issus de ces classifications seront comparés et analysés dans la section suivante, à travers des métriques de performance standards (matrices de confusion, précision globale, Kappa, etc.), permettant d'évaluer la fiabilité des cartes obtenues.

6. Évaluation des performances de classification :

6.1.Méthodes d'évaluation :

Afin d'évaluer les performances des modèles de classification, plusieurs indicateurs quantitatifs ont été utilisés :

- **Matrice de confusion** : montre les prédictions correctes et les confusions entre classes.
- **Exactitude globale (Accuracy)** : pourcentage de bonnes prédictions sur l'ensemble du jeu de test.
- **Coefficient de Kappa** : mesure la qualité de l'accord entre la vérité terrain et les prédictions, en tenant compte du hasard.
- **Précision du producteur** : capacité à identifier correctement chaque classe (taux de détection réelle).
- **Précision de l'utilisateur** : fiabilité de chaque classe prédite (ce qu'elle représente réellement sur le terrain).

6.2. Caractérisation des minéraux hydrothermaux et classification lithologique :

Dans le cadre de l'analyse lithologique assistée par télédétection, plusieurs minéraux caractéristiques des altérations hydrothermales ont été identifiés. Chaque minéral est associé à une classe lithologique utilisée pour la classification supervisée à partir des indices spectraux. Les principales espèces minérales étudiées sont : hématite, alunite, séricite et kaolinite.

1. Hématite

- Formule chimique : Fe_2O_3
- Élément principal : Fer (Fe^{3+})
- Catégorie : Oxyde de fer
- État d'oxydation : Fe^{3+}
- Environnement de formation : Conditions oxydantes ; peut également se former dans des contextes hydrothermaux
- Classe lithologique : 0

2. Alunite

- Formule chimique : $\text{KAl}_3(\text{SO}_4)_2(\text{OH})_6$
- Éléments principaux : Potassium (K), Aluminium (Al), Soufre (S) sous forme de sulfate (SO_4^{2-}), Hydroxyle (OH^-)
- Catégorie : Sulfate
- Environnement de formation : Altération hydrothermale acide
- Classe lithologique : 1

3. Séricite

- Formule générale : $\text{KAl}_2(\text{AlSi}_3\text{O}_{10})(\text{OH})_2$
- Éléments principaux : Potassium (K), Aluminium (Al), Silicium (Si), Oxygène (O), Hydroxyle (OH^-)
- Groupe minéralogique : Micas
- Environnement de formation : Altération hydrothermale (phyllitisation, argilisation)
- Classe lithologique : 2

4. Kaolinite

- Formule chimique : $\text{Al}_2\text{Si}_2\text{O}_5(\text{OH})_4$
- Catégorie : Phyllosilicates (argiles)
- Éléments principaux : Aluminium (Al), Silicium (Si), Oxygène (O), Hydroxyle (OH^-)
- Environnement de formation : Altération hydrothermale ou météorique, souvent en contexte acide
- Classe lithologique : 3

7. Conclusion :

Ce chapitre a décrit en détail l'ensemble de la démarche méthodologique adoptée pour la cartographie lithologique assistée par télédétection dans la zone d'étude. Le choix des capteurs ASTER et EMIT s'est appuyé sur leurs caractéristiques spectrales spécifiques, permettant de détecter avec précision les minéraux indicateurs d'altération hydrothermale.

Des traitements rigoureux, incluant le filtrage, la correction atmosphérique, le calcul d'indices lithologiques et la préparation d'une base de données d'apprentissage, ont été mis en œuvre pour garantir la fiabilité des données exploitées.

Les minéraux sélectionnés (hématite, alunite, séricite et kaolinite) sont représentatifs des processus géologiques ciblés, notamment dans les contextes d'exploration aurifère ou porphyrique. Cette méthodologie fournit ainsi une base solide pour la mise en œuvre de techniques de classification supervisée, dont les résultats seront discutés dans le chapitre suivant.

Chapitre III :
Résultats de la classification et interprétation

1. Introduction :

Ce chapitre vise à évaluer et comparer les performances de deux algorithmes de classification supervisée Support Vector Machine (SVM) et Random Forest (RF) appliqués à des données satellitaires multispectrales (ASTER) et hyperspectrales (EMIT) dans le but de cartographier les unités lithologiques de la zone de Tin Felki.

2. Comparaison des performances avec l'algorithme SVM :

Tableau III-1 : Comparaison des performances de classification supervisée avec SVM

Paramètre	ASTER (Multispectral)	EMIT (Hyperspectral)
Nombre de classes	4 (Hématite, Séricite, Alunite, Kaolinite)	4 (identiques)
Échantillons test	24	37
Algorithme utilisé	SVM (Support Vector Machine)	SVM (Support Vector Machine)
Objectif	Cartographie lithologique pour exploration minérale	Cartographie lithologique pour exploration minérale

2.1. Résultats sur les données ASTER :

L'algorithme SVM appliqué aux images ASTER a permis une classification des quatre classes lithologiques (Hématite, Séricite, Alunite, Kaolinite) sur un ensemble de 24 échantillons tests.

Matrice de confusion ASTER (SVM) :

Réel \ Prédit	Hématite	Séricite	Alunite	Kaolinite
Hématite	2	0	0	3
Séricite	0	7	0	0
Alunite	1	0	3	1
Kaolinite	4	0	0	3

Analyse :

- La Séricite est parfaitement identifiée, ce qui témoigne de la clarté de sa signature spectrale dans les bandes ASTER.
- En revanche, on observe une forte confusion entre Hématite et Kaolinite, probablement due à des signatures spectrales similaires dans la gamme SWIR.
- Les performances sont globalement modestes pour Alunite et Hématite, traduisant une limite de résolution spectrale du capteur ASTER.

2.2. Résultats sur les données EMIT :

Avec EMIT, 37 échantillons ont été utilisés. Les résultats montrent une nette amélioration.

Matrice de confusion – EMIT (SVM) :

Réel \ Prédit	Hématite	Séricite	Alunite	Kaolinite
Hématite	6	2	0	0
Séricite	5	8	0	0
Alunite	1	0	7	0
Kaolinite	1	0	0	7

Analyse :

- Kaolinite et Alunite sont quasiment parfaitement prédits, montrant l'efficacité de l'imagerie hyper-spectrale pour détecter les minéraux secondaires.
- La confusion entre Hématite et Séricite subsiste légèrement, mais reste bien inférieure à celle observée avec ASTER.

2.3.Comparaison synthétique (SVM) :

- **Exactitude globale :**

Tableau III-2 : Exactitude globale (SVM)

Capteur	Taux	Interprétation
ASTER	62,5 %	Limité, acceptable
EMIT	75,7 %	Nettement meilleur

L'exactitude globale constitue un indicateur fondamental pour évaluer la performance d'un algorithme de classification. Dans cette étude, les résultats obtenus montrent une différence marquée entre les deux capteurs utilisés. Le capteur multispectral ASTER présente une exactitude globale de 62,5 %, ce qui peut être considéré comme acceptable dans un cadre général, mais reste limité pour des applications de haute précision comme la cartographie lithologique détaillée. Cette performance relativement modeste peut être attribuée au faible nombre de bandes spectrales (14 bandes), limitant la capacité du modèle à discriminer finement entre les signatures spectrales de certains minéraux proches.

Par contre, le capteur hyperspectral EMIT affiche une exactitude globale de 75,7 %, ce qui représente une amélioration significative de près de 13 %. Ce gain est directement lié à la résolution spectrale plus fine offerte par EMIT, permettant une distinction plus précise entre les minéraux, notamment ceux issus d'altérations hydrothermales (comme la kaolinite, l'alunite ou la séricite).

- **Coefficient de Kappa :**

Tableau III-3 : Coefficient de Kappa (SVM)

Capteur	Valeur	Qualité de l'accord
ASTER	0.495	Modéré
EMIT	0.674	Substantiel

L'indice de Kappa, contrairement à l'exactitude globale, prend en compte les accords obtenus par hasard, offrant ainsi une évaluation plus rigoureuse de la performance réelle du modèle de classification. Dans ce travail, l'indice de Kappa obtenu avec les données ASTER est de 0,495, ce qui correspond à un niveau d'accord modéré selon l'échelle de Landis et Koch (1977). Ce résultat montre que, bien que le modèle fournisse des résultats corrects dans plus de la moitié des cas, une part non négligeable des classifications pourrait être attribuée au hasard, notamment en raison de la résolution spectrale limitée d'ASTER.

Par contre, le modèle appliqué aux données EMIT atteint un indice de Kappa de 0,674, ce qui indique un niveau d'accord substantiel. Cette amélioration reflète une robustesse accrue du modèle, permettant de distinguer les classes de minéraux de façon nettement plus fiable. Ce résultat confirme que l'imagerie hyperspectrale apporte une valeur ajoutée importante, non seulement en termes de précision brute, mais aussi en termes de cohérence statistique et de fiabilité décisionnelle.

- **Précision du Producteur (taux de détection réelle) :**

Tableau III-4 : Précision du Producteur (SVM)

Classe	ASTER	EMIT	Interprétation
Hématite	0.40	0.75	EMIT détecte bien mieux cette classe
Séricite	1.00	0.62	Légère baisse pour EMIT
Alunite	0.60	0.875	Bonne amélioration EMIT
Kaolinite	0.43	0.875	Amélioration spectaculaire

Commentaire :

L'analyse de la précision du producteur, également appelée taux de détection réelle, permet d'évaluer la capacité du capteur à identifier correctement chaque classe minéralogique par rapport au terrain. Les résultats montrent une nette supériorité du capteur hyperspectral EMIT par rapport au capteur multispectral ASTER, notamment pour les minéraux secondaires associés aux altérations hydrothermales.

- **Hématite** : La précision passe de 0,40 avec ASTER à 0,75 avec EMIT, ce qui indique que le capteur hyperspectral parvient à mieux discriminer cette classe, probablement grâce à sa résolution spectrale plus fine dans les bandes sensibles au fer.
- **Séricite** : Bien que la précision diminue légèrement (de 1,00 à 0,62), ce résultat reste acceptable, et cette baisse pourrait s'expliquer par une confusion accrue avec des minéraux aux signatures proches, comme la kaolinite.
- **Alunite** : Une nette amélioration est observée (de 0,60 à 0,875), ce qui reflète la capacité d'EMIT à détecter les caractéristiques spectrales spécifiques de ce minéral dans le domaine du SWIR.
- **Kaolinite** : Le gain est particulièrement marqué (de 0,43 à 0,875), traduisant l'apport essentiel de la haute résolution spectrale pour identifier des minéraux à signatures fines et parfois superposées.

Dans l'ensemble, EMIT démontre une capacité bien supérieure à ASTER pour détecter précisément les minéraux indicateurs d'altérations hydrothermales. Ces résultats soulignent l'intérêt d'utiliser des données hyperspectrales pour des applications de cartographie géologique fine, en particulier dans des contextes complexes comme celui de Tin Felki.

- **Précision de l'Utilisateur (fiabilité des prédictions) :**

Tableau III-5 : Précision de l'Utilisateur (SVM)

Classe prédite	ASTER	EMIT
Hématite	0.29	0.46
Séricite	1.00	0.80
Alunite	1.00	1.00
Kaolinite	0.43	1.00

Commentaire :

La fiabilité des prédictions, mesure dans quelle proportion les pixels classés dans une classe donnée correspondent réellement à cette classe sur le terrain. Cet indicateur est crucial pour évaluer la confiance que l'on peut accorder à la classification finale, notamment dans des applications opérationnelles comme l'exploration minière.

Les résultats confirment à nouveau la supériorité du capteur EMIT, notamment pour les minéraux altérés ciblés en contexte d'altération hydrothermale :

- **Alunite et Kaolinite** : Les deux minéraux atteignent une fiabilité parfaite (1.00) avec EMIT, alors qu'ASTER peine à dépasser 0.43 pour la kaolinite. Cela témoigne d'une capacité remarquable d'EMIT à identifier ces minéraux de manière fiable, ce qui est particulièrement intéressant pour l'exploration aurifère, où ces minéraux servent souvent de traceurs.
- **Séricite** : La fiabilité reste très élevée (0.80), légèrement inférieure à celle d'ASTER (1.00), mais tout à fait acceptable compte tenu du potentiel de confusion spectrale avec d'autres phyllosilicates.
- **Hématite** : Bien que les performances restent faibles (0.46), elles s'améliorent sensiblement par rapport à ASTER (0.29), ce qui montre que l'hyperspectral aide à limiter les erreurs de classification, même pour les oxydes de fer.

ASTER reste un outil utile pour une première évaluation régionale, notamment grâce à sa large couverture spatiale et à son usage historique. Il fournit une cartographie indicative, suffisante pour des campagnes préliminaires ou pour cibler des zones d'intérêt général.

Par contre, EMIT, grâce à sa résolution spectrale fine, permet une discrimination avancée des minéraux d'altération, en particulier ceux liés à des processus hydrothermaux complexes. Il s'impose comme un outil de choix pour les étapes avancées de validation de cibles géologiques ou de modélisation des systèmes minéralisés.

Les gains de performance observés avec EMIT sont particulièrement précieux dans les domaines suivants :

- L'exploration aurifère, où la précision des cibles réduit les coûts et améliore les taux de succès.

- La validation géologique, en milieu complexe ou fortement altéré.
- La gestion durable des ressources, en fournissant des informations fiables pour la planification et l'exploitation raisonnée.

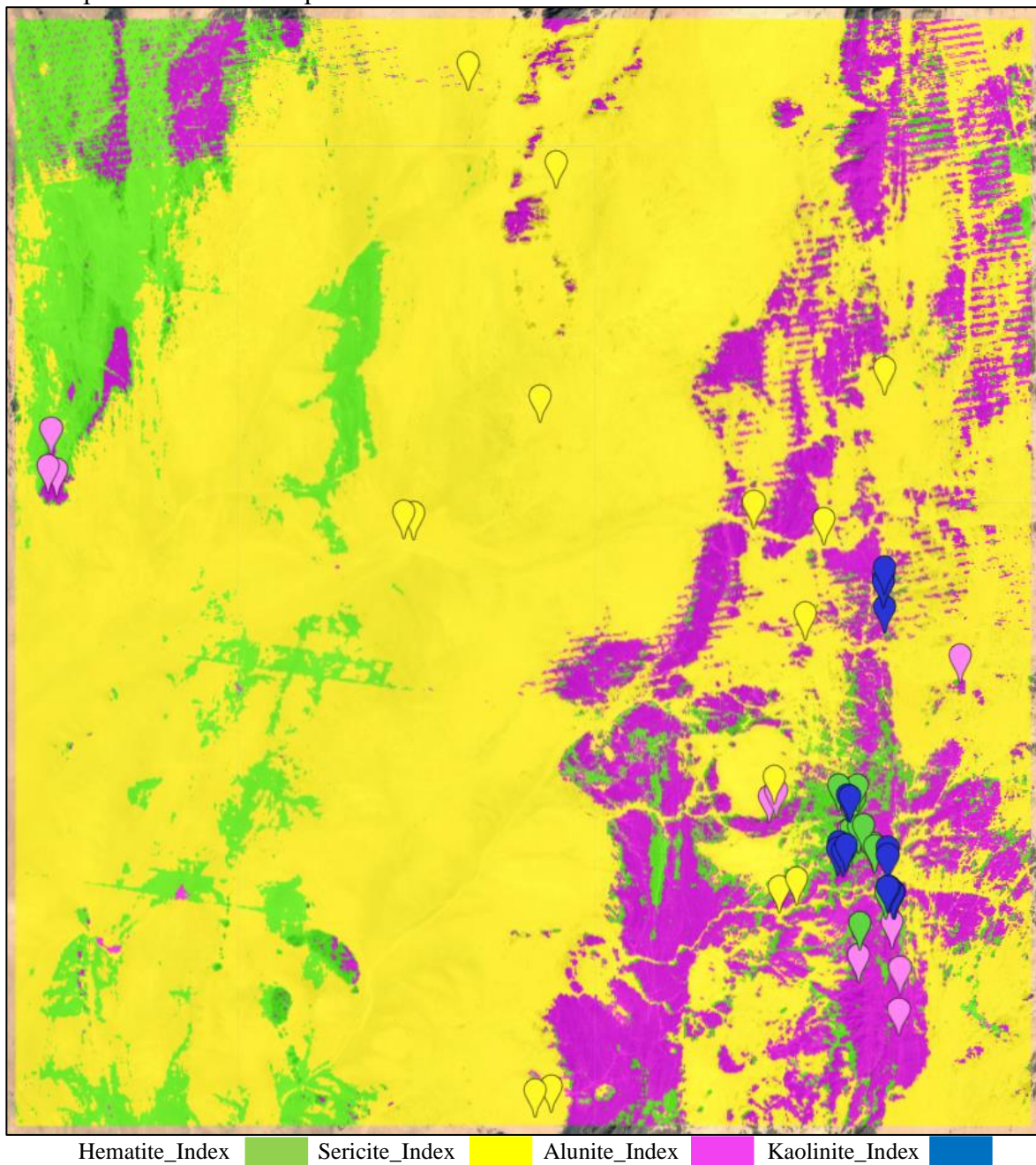


Figure III-1 : Résultats de la classification lithologique par l'algorithme Support Vector Machine (SVM) appliqué aux données ASTER

3. Comparaison des performances de classification supervisée avec Random Forest :

Tableau III-6 : Comparaison des performances de classification supervisée avec Random Forest

Paramètre	ASTER (Multispectral)	EMIT (Hyperspectral)
Algorithme	Random Forest (50 arbres)	Random Forest (50 arbres)
Nombre d'échantillons (test)	24	37
Classes comparées	Hématite, Séricite, Alunite, Kaolinite	Hématite, Séricite, Alunite, Kaolinite
Objectif	Cartographie lithologique aurifère	Cartographie lithologique aurifère

3.1. Résultats sur les données ASTER :

L'algorithme Random Forest (RF), comportant 50 arbres de décision, a été appliqué aux images ASTER pour la classification des quatre classes lithologiques suivantes : Hématite, Séricite, Alunite et Kaolinite.

- **Matrice de confusion ASTER (RF) :**

Réel \ Prédit	Hématite	Séricite	Alunite	Kaolinite
Hématite	4	0	0	1
Séricite	0	7	0	0
Alunite	1	0	2	2
Kaolinite	5	0	0	2

Commentaire :

L'analyse de la matrice de confusion met en évidence les limites du capteur ASTER dans la discrimination spectrale des minéraux d'altération, en particulier lorsque des signatures similaires se chevauchent dans les bandes multispectrales disponibles.

- **Hématite :** La classe est globalement bien identifiée avec 4 bonnes prédictions sur 5, soit une précision du producteur de 80 %. Cependant, un cas de confusion avec la kaolinite est observé, ce qui reflète une ambiguïté spectrale entre les oxydes de fer et certaines argiles, surtout en l'absence de bandes hyperspectrales couvrant plus finement les signatures du fer (Fe^{3+}) et de l'aluminium (Al^{3+}).
- **Séricite :** Elle est parfaitement reconnue, sans aucune erreur de classification (7/7), ce qui témoigne de la clarté de sa signature spectrale dans les bandes SWIR d'ASTER. Ce résultat indique que la séricite présente une signature stable et facilement détectable en contexte multispectral, même en présence d'autres phyllosilicates.
- **Alunite :** Cette classe montre des performances médiocres, avec seulement 2 prédictions correctes sur 5. Le reste des pixels est confondu avec l'hématite et surtout la kaolinite. Cette confusion entre sulfates et argiles est fréquente dans les données multispectrales, car ASTER ne dispose pas de bandes suffisamment discriminantes dans les longueurs d'onde spécifiques aux vibrations SO_4^{2-} .
- **Kaolinite :** C'est la classe la plus problématique. Sur 9 échantillons, seuls 2 sont correctement classés, tandis que plus de la moitié (5) sont attribués à tort à la classe hématite. Cette confusion peut s'expliquer par la réduction spectrale du capteur ASTER, qui ne permet pas de bien distinguer les argiles pauvres en fer de certains oxydes de fer, notamment lorsque la teneur en fer est faible ou mal résolue dans le spectre SWIR.

Ces résultats montrent que la classification lithologique à partir des données ASTER reste limitée, surtout lorsque plusieurs minéraux altérés coexistent et présentent des signatures spectrales proches. Si certaines classes comme la séricite sont bien reconnues, d'autres — notamment l'alunite et la kaolinite — présentent des confusions notables. Cela souligne la

nécessité de capteurs à plus haute résolution spectrale (comme EMIT) pour des applications de cartographie fine et fiable des altérations hydrothermales.

3.2. Résultats sur les données EMIT :

Réel \ Prédit	Hématite	Séricite	Alunite	Kaolinite
Hématite	8	0	0	0
Séricite	0	11	0	2
Alunite	2	0	6	0
Kaolinite	2	0	0	6

Commentaire :

L'analyse de la matrice de confusion obtenue avec les données hyperspectrales EMIT met en évidence des performances de classification nettement supérieures par rapport à ASTER, avec une capacité marquée à distinguer les minéraux altérés grâce à la richesse spectrale du capteur.

- **Hématite** : La prédiction est parfaite avec 100 % de réussite (8/8), démontrant que les bandes hyperspectrales d'EMIT permettent une caractérisation précise des oxydes de fer, notamment grâce à la couverture fine des longueurs d'onde sensibles à l'absorption du fer ferrique (Fe^{3+}).
- **Séricite** : Sur 13 échantillons, 11 sont correctement classés. Les 2 erreurs concernent une confusion avec la Kaolinite, ce qui reste compréhensible étant donné la proximité spectrale de ces deux argiles dans le domaine SWIR. Cette confusion peut également être accentuée par des mélanges minéralogiques sur le terrain, où la séricite et la kaolinite coexistent fréquemment.
- **Alunite** : Bien que majoritairement bien prédite (6/8), deux échantillons sont confondus avec l'hématite. Cette confusion peut s'expliquer par une superposition spatiale des zones de minéralisation ou par une altération secondaire modifiant les signatures spectrales. Toutefois, la performance globale reste satisfaisante, soulignant l'efficacité d'EMIT pour identifier les sulfates typiques des systèmes hydrothermaux acides.
- **Kaolinite** : Avec 6 bonnes classifications sur 8, les résultats sont très satisfaisants. Les 2 erreurs vers l'hématite peuvent résulter de zones de transition entre argiles et oxydes de fer, ou de signatures mixtes issues de minéralisations complexes. Malgré cela, EMIT parvient à bien distinguer la kaolinite, un minéral crucial en exploration aurifère.

3.3. Comparaison synthétique (RF) :

- **Exactitude globale :**

Tableau III-7 : Exactitude globale (RF)

Capteur	Taux	Interprétation
ASTER	62,5 %	Limité, acceptable
EMIT	83,8 %	Nettement meilleur

Commentaire :

L'exactitude globale représente le pourcentage d'échantillons correctement classés parmi l'ensemble du jeu de test. Elle fournit une évaluation synthétique de la performance du modèle de classification.

Les résultats obtenus révèlent une différence marquée entre les deux capteurs utilisés :

ASTER affiche une exactitude globale de 62,5 %, ce qui reste acceptable pour une analyse régionale préliminaire, mais indique des limites importantes dès lors qu'une précision fine est requise. Les performances restent contraintes par la résolution spectrale limitée du capteur multispectral, qui ne permet pas de bien séparer certaines classes aux signatures proches.

EMIT, par contre, atteint une exactitude globale de 83,8 %, soit une amélioration de plus de 21 % par rapport à ASTER. Cette progression significative est directement liée à la haute résolution spectrale d'EMIT, qui permet une meilleure différenciation entre les minéraux d'altération, en particulier ceux dont les signatures spectrales se recoupent partiellement dans les bandes multispectrales classiques.

- **Coefficient de Kappa :**

Tableau III-8 : Coefficient de Kappa (RF)

Capteur	Valeur	Qualité de l'accord
ASTER	0.50	Modéré
EMIT	0.78	Substantiel

Commentaire :

Le coefficient de Kappa est un indicateur statistique qui mesure le niveau d'accord entre les classes prédites et les classes réelles, en tenant compte des accords dus au hasard.

Contrairement à l'exactitude globale, il fournit une évaluation plus rigoureuse et moins biaisée de la performance du modèle, surtout en cas de classes déséquilibrées. Les valeurs obtenues confirment la tendance observée dans les autres métriques :

Pour le capteur ASTER, le coefficient de Kappa est de 0,50, ce qui correspond à un accord modéré selon l'échelle d'interprétation de Landis et Koch. Cela indique que, bien que le modèle dépasse les performances aléatoires, il reste sujet à d'importantes confusions entre classes, particulièrement entre certains minéraux d'altération ayant des signatures spectrales similaires dans les bandes multispectrales.

Pour le capteur EMIT, le coefficient atteint 0,78, traduisant un accord substantiel entre les prédictions et la réalité terrain. Cette valeur témoigne d'une robustesse significative du modèle hyperspectral, avec une réduction nette des erreurs aléatoires ou systémiques, ce qui rend la classification fiable pour des applications de terrain et des prises de décision opérationnelles.

- **Précision du Producteur (taux de détection réelle) :**

Tableau III-9 : Précision du Producteur (RF)

Classe	ASTER (RF)	EMIT (RF)	Interprétation
Hématite	0.80	1.00	EMIT détecte bien mieux cette classe
Séricite	1.00	0.85	Légère baisse pour EMIT
Alunite	0.40	0.75	Bonne amélioration EMIT
Kaolinite	0.29	0.75	Amélioration spectaculaire

Commentaire :

La précision du producteur permet d'évaluer la capacité d'un modèle à détecter correctement les classes réelles, autrement dit, à éviter les sous-estimations. Elle est particulièrement pertinente dans les contextes où l'on souhaite s'assurer qu'aucune cible d'intérêt n'est oubliée, comme en exploration minière.

Les résultats obtenus mettent en évidence des écarts notables entre les capteurs ASTER et EMIT :

- **Hématite :** Le passage de 0,80 avec ASTER à 1,00 avec EMIT marque une amélioration totale. Cela traduit la capacité d'EMIT à identifier avec précision tous les pixels contenant de l'hématite, grâce à ses nombreuses bandes spectrales couvrant les absorptions caractéristiques du fer ferrique.
- **Séricite :** On note une légère baisse de performance (de 1,00 à 0,85). Bien qu'ASTER excelle ici, cette diminution reste marginale et peut être expliquée par des confusions spectrales résiduelles entre séricite et kaolinite dans certaines configurations géologiques.

- **Alunite** : Le taux passe de 0,40 (ASTER) à 0,75 avec EMIT, ce qui représente une amélioration importante. Cette progression illustre l'intérêt d'utiliser des données hyperspectrales pour identifier les sulfates d'altération, difficilement détectables avec les bandes limitées d'ASTER.
- **Kaolinite** : L'évolution est particulièrement marquée, avec une précision passant de 0,29 à 0,75. Cette amélioration spectaculaire démontre la capacité d'EMIT à différencier finement les argiles, ce qui est essentiel en exploration aurifère, où la kaolinite est un minéral traceur fréquent.

EMIT démontre une capacité supérieure à détecter correctement les minéraux réels présents dans le terrain, en particulier ceux qui sont généralement mal reconnus par les capteurs multispectraux. Si ASTER conserve une très bonne performance pour la séricite, EMIT surpasse nettement son prédécesseur pour l'identification de l'hématite, de l'alunite et de la kaolinite, trois minéraux clés dans les contextes d'altération hydrothermale.

- **Précision de l'Utilisateur (fiabilité des prédictions) :**

Tableau III-10 : Précision de l'Utilisateur (RF)

Classe	ASTER (RF)	EMIT (RF)
Hématite	0.40	0.66
Séricite	1.00	1.00
Alunite	1.00	1.00
Kaolinite	0.40	0.75

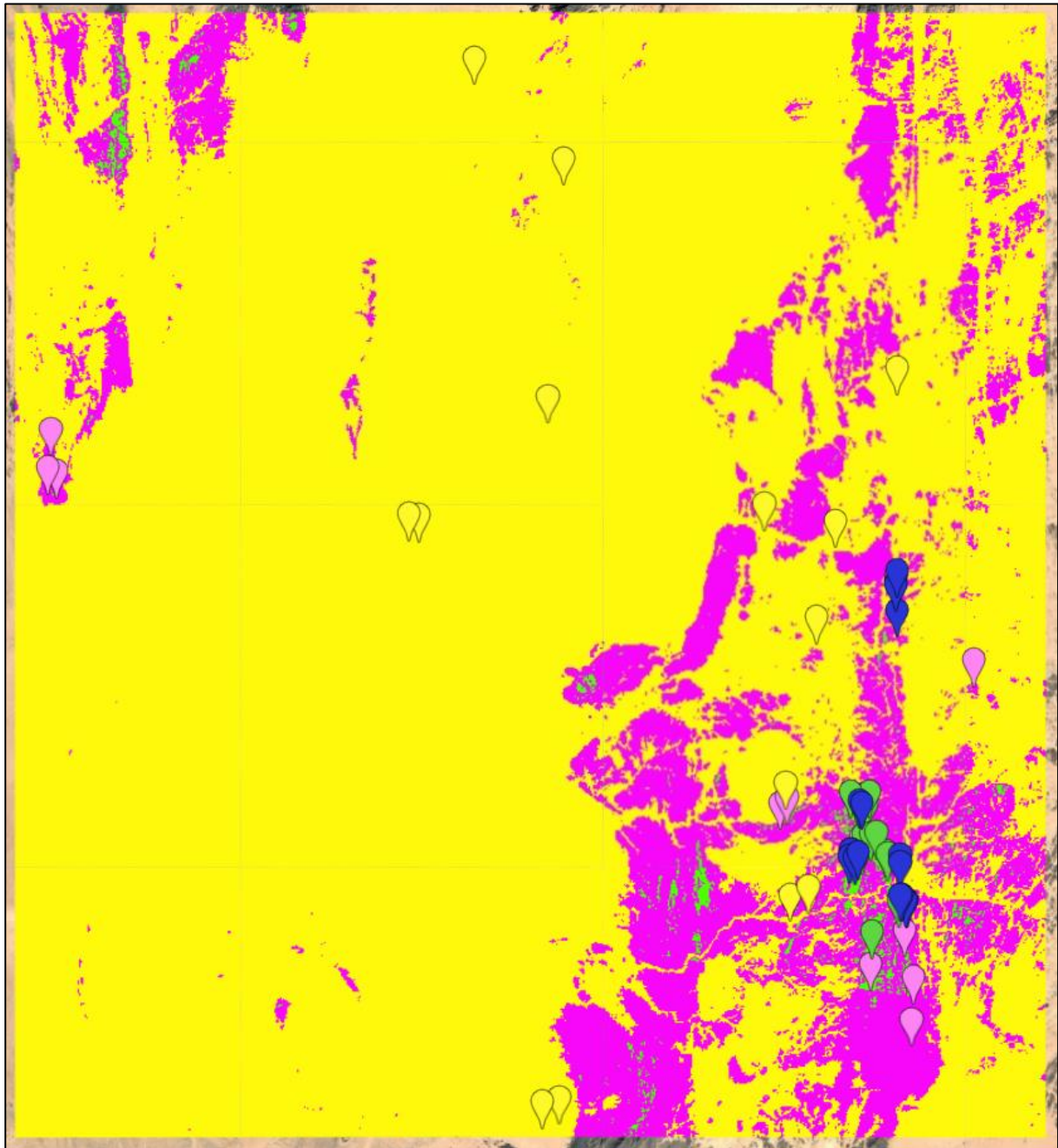
Commentaire :

La fiabilité des prédictions, mesure la proportion de pixels prédits dans une classe donnée qui sont réellement corrects. Elle permet d'évaluer la confiance que l'on peut accorder à chaque classe dans la carte finale, ce qui est essentiel pour les interprétations terrain et les prises de décision.

Les résultats obtenus avec les algorithmes Random Forest appliqués aux données ASTER et EMIT révèlent les tendances suivantes :

- **Séricite et Alunite** : Ces deux minéraux présentent une fiabilité parfaite (1.00) avec les deux capteurs. Cela signifie que tous les pixels classés comme tels dans la carte correspondent effectivement à la réalité. Cette stabilité confirme que leurs signatures spectrales sont bien captées, même avec les limitations multispectrales d'ASTER.
- **Kaolinite** : La fiabilité passe de 0,40 (ASTER) à 0,75 (EMIT). Ce progrès considérable reflète une réduction significative des erreurs de classification, en particulier des confusions avec l'hématite ou d'autres argiles. EMIT permet ainsi une interprétation plus fiable de cette classe clé, souvent utilisée comme indicateur d'altération hydrothermale.
- **Hématite** : Avec ASTER, la fiabilité n'est que de 0,40, indiquant un fort taux de faux positifs. EMIT permet d'élever cette valeur à 0,66, rendant la prédiction nettement plus fiable, même si une part d'ambiguïté subsiste. Cette amélioration est probablement due à une meilleure résolution dans les bandes sensibles au fer.

EMIT offre une amélioration notable de la fiabilité des prédictions, notamment pour les classes historiquement les plus problématiques avec ASTER, comme la kaolinite et l'hématite. En maintenant une fiabilité maximale pour la séricite et l'alunite, il permet une cartographie plus robuste, réduisant les risques d'erreurs d'interprétation sur le terrain.



Hematite_Index ■ Sericite_Index ■ Alunite_Index ■ Kaolinite_Index ■

Figure III-2 : Résultats de la classification lithologique par l'algorithme Random Forest (RF) appliqué aux données ASTER

4. Comparaison globale des performances ASTER et EMIT

L'évaluation croisée des résultats obtenus avec les algorithmes Support Vector Machine (SVM) et Random Forest (RF), appliqués respectivement aux capteurs ASTER (multispectral) et EMIT (hyperspectral), met en évidence des différences marquées dans la capacité à discriminer les unités lithologiques sur la zone d'étude de Tin Felki.

Les classifications réalisées à partir des données ASTER montrent des résultats satisfaisants uniquement pour la Séricite, dont la signature spectrale est bien captée par les bandes SWIR du capteur. Par contre, les performances sont nettement plus faibles pour des minéraux comme la Kaolinite et l'Alunite, qui souffrent de confusions fréquentes notamment avec l'Hématite dues à une résolution spectrale insuffisante et à un recouvrement des signatures dans les bandes disponibles.

L'exactitude globale, de 62,5 % pour les deux algorithmes (SVM et RF), peut être jugée acceptable pour des études régionales ou une prospection préliminaire, mais reste inadaptée à des travaux de précision ou à des investissements miniers ciblés, où la fiabilité des prédictions est essentielle.

À l'inverse, les résultats obtenus avec les données hyperspectrales EMIT sont nettement plus performants. Grâce à la densité spectrale élevée de ce capteur, la discrimination lithologique est plus fine, en particulier pour les minéraux altérés caractéristiques des systèmes hydrothermaux (Alunite, Kaolinite, Séricite, Hématite).

L'exactitude atteint 75,7 % avec SVM et 83,8 % avec Random Forest, ce dernier s'imposant comme l'algorithme le plus robuste lorsqu'il est couplé à des données hyperspectrales riches. Le coefficient de Kappa de 0,78 confirme un niveau d'accord substantiel, nettement supérieur à celui obtenu avec ASTER (0,50).

Les confusions inter-classes sont considérablement réduites, notamment pour l'Alunite et la Kaolinite, deux minéraux clés dans le contexte de l'exploration aurifère. EMIT permet donc non seulement une détection plus précise, mais également une fiabilité accrue des prédictions, éléments cruciaux pour orienter efficacement les décisions opérationnelles, réduire les incertitudes et optimiser les investissements en exploration.

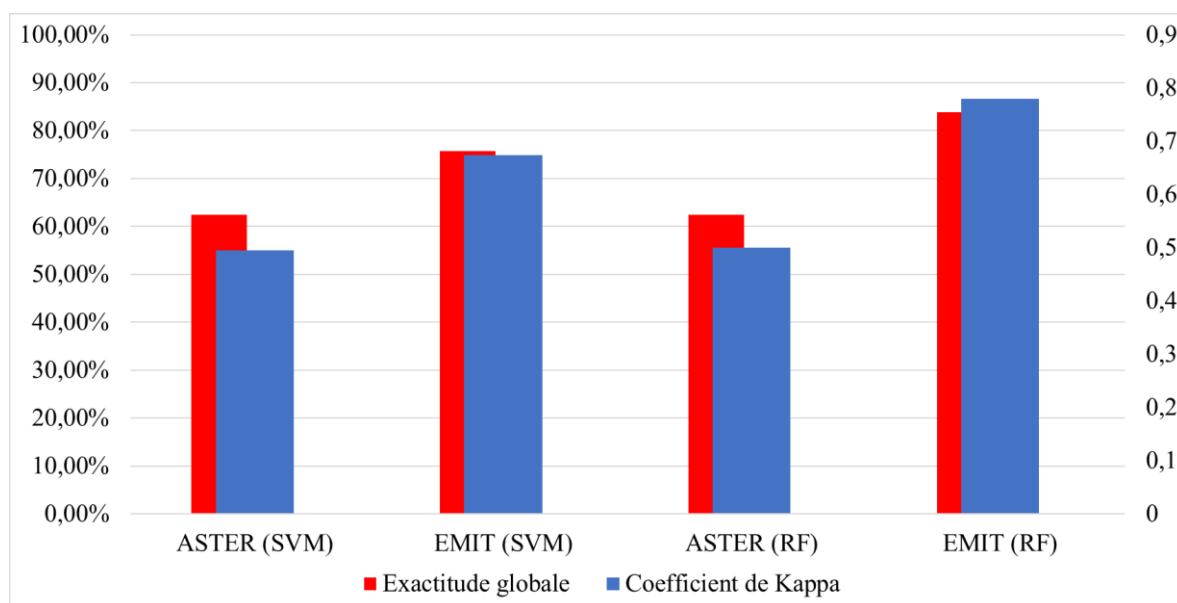


Figure III-3 : Résumé des précisions du producteur (taux de détection réelle)

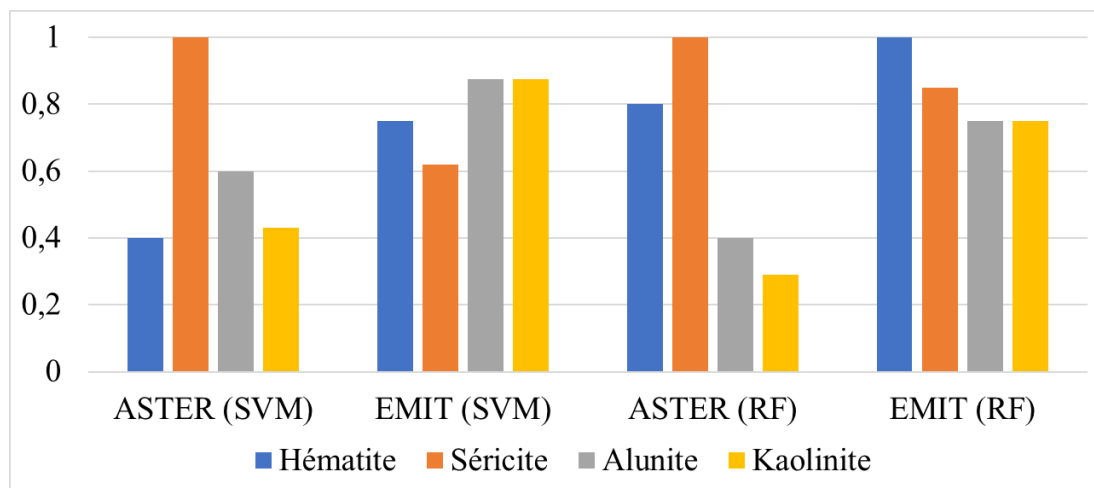


Figure III-4 : Comparaison des performances ASTER et EMIT

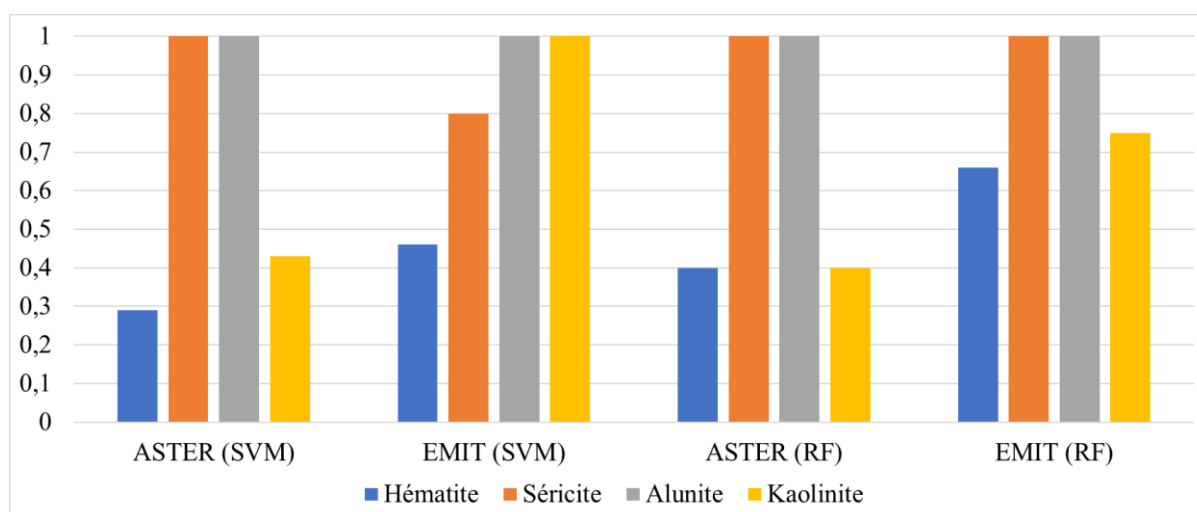


Figure III-5 : Précision de l'utilisateur (fiabilité des prédictions) par classe – Comparaison entre ASTER et EMIT

5. Conclusion :

En résumé, ASTER demeure un outil pertinent pour une cartographie lithologique générale, grâce à son accessibilité, sa couverture historique étendue et sa facilité d'utilisation. Il convient bien aux analyses régionales ou aux études préliminaires.

Cependant, pour des applications plus ciblées et exigeantes en particulier dans le cadre de l'exploration minière aurifère les données hyperspectrales EMIT, lorsqu'elles sont exploitées avec l'algorithme Random Forest, offrent des performances nettement supérieures. Cette supériorité se manifeste à la fois en termes de précision globale, de fiabilité des prédictions et de capacité à discriminer finement des minéraux altérés d'importance géologique, tels que l'alunite, la kaolinite ou l'hématite.

Ainsi, EMIT s'impose comme un outil stratégique pour la cartographie avancée des altérations hydrothermales, permettant une meilleure orientation des décisions opérationnelles sur le terrain.

Conclusion générale :

L'évolution des techniques d'observation de la Terre a profondément transformé les méthodes classiques de cartographie géologique et de prospection minière. Ce mémoire s'inscrit dans cette dynamique d'innovation en appliquant la télédétection satellitaire multispectrale (ASTER) et hyperspectrale (EMIT) à la caractérisation lithologique de la région de Tin Felki, située à la charnière des domaines occidental et central du Hoggar.

Sur le plan géologique, cette région se distingue par une complexité structurale notable, marquée par la superposition de séries métamorphiques, volcano-sédimentaires et plutoniques panafricaines, affectées par des événements tectoniques majeurs. Ces contextes polycycliques, caractérisés par l'existence de failles profondes, de zones de cisaillement et d'intrusions granitiques post-tectoniques, favorisent le développement de systèmes hydrothermaux, souvent associés à des minéralisations aurifères. L'identification de minéraux altérés tels que l'alunite, la kaolinite, la séricite et l'hématite constitue donc un vecteur direct pour cibler les zones à potentiel économique.

La méthodologie adoptée, reposant sur des indices spectro-lithologiques calculés à partir des bandes ASTER et EMIT, a permis de mettre en évidence la distribution spatiale des minéraux secondaires indicateurs de processus hydrothermaux. L'application des algorithmes de classification supervisée (SVM et Random Forest) a démontré la supériorité des données hyperspectrales d'EMIT pour la discrimination fine des unités lithologiques, avec des performances nettement supérieures en termes d'exactitude, de robustesse statistique et de fiabilité des prédictions.

D'un point de vue opérationnel, cette étude confirme la pertinence d'intégrer l'imagerie hyperspectrale dans les stratégies d'exploration aurifère, notamment dans des contextes arides et peu accessibles comme le Hoggar. EMIT se présente comme un outil stratégique permettant d'améliorer la détection des zones altérées, d'optimiser les campagnes de terrain, et de réduire les incertitudes lors des premières phases d'investigation.

Sur le plan académique, ce travail met en lumière l'intérêt croissant pour l'exploitation conjointe des données géologiques et spectrales dans l'analyse des systèmes minéralisés. Il ouvre également la voie à des recherches futures intégrant des approches plus avancées telles que l'apprentissage profond, l'analyse 3D des modèles géologiques et l'intégration multi-sources (géophysique, géochimie, terrain).

Ainsi, dans un contexte de transition énergétique et de demande croissante en métaux stratégiques, l'approche développée ici contribue non seulement à la valorisation du patrimoine géologique national, mais aussi à la modernisation des outils de prospection minière en Algérie.

Références Bibliographiques

- Balaram V, Sawant SS (2022) Indicator Minerals, Pathfinder Elements, and Portable Analytical Instruments in Mineral Exploration Studies. *Minerals* 12:394. <https://doi.org/10.3390/min12040394>
- Bertrand JML, Caby R (1978) Geodynamic evolution of the Pan-African orogenic belt: A new interpretation of the Hoggar shield (Algerian Sahara). *Geol Rundsch* 67:357–388. <https://doi.org/10.1007/BF01802795>
- Black R (1978) 1978. Propos sur le Pan-Africain. *Bull. Soc. Géol. France*, p pp 843-850.
- Black R, Latouche L, Liégeois JP, et al (1994) Pan-African displaced terranes in the Tuareg shield (central Sahara). *Geol* 22:641. [https://doi.org/10.1130/0091-7613\(1994\)022](https://doi.org/10.1130/0091-7613(1994)022)
- Blumberg A, Schodlok MC (2022) The synergistic use of multi-scale remote sensing data for the identification of hydrothermal alteration patterns in Los Frailes, Spain. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 114:103034. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103034>
- BOULFELFEL NE, OUABADI A (2000) LE PLUTON GRANITIQUE “TAOURIRT”, PAN-AFRICAÏN DE TEG-ORAK (HOGGA.R OCCIDENTAL): CARACTÉRISTIQUES GÉOCHIMIQUES. 11:
- Chakouri M (2020) Geological and Mineralogical mapping in Moroccan central Jebilet using multispectral and hyperspectral satellite data and Machine Learning. *IJATCSE* 9:5772–5783. <https://doi.org/10.30534/ijatcse/2020/234942020>
- Guglietta D, Salzano R, Wafik A, et al (2025) Hyperspectral Investigation of an Abandoned Waste Mining Site: The Case of Sidi Bou Azzouz (Morocco). *Remote Sensing* 17:1838. <https://doi.org/10.3390/rs17111838>
- Kilian C (1932) Sur les conglomérats précambriens du Sahara central : le Pharusien et le Suggarien. p 87.
- Lelubre M (1952) Recherche sur la géologie de l’Ahaggar central et occidental (Sahara central)., 2ème Série, 22, 2 tomes.
- Li W, Pang J (2020) Application of Remote Sensing in Investigation of Geological Environment of Iron Mine. *IOP Conf Ser: Earth Environ Sci* 571:012079. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/571/1/012079>
- Ninomiya Y (2003) Rock type mapping with indices defined for multispectral thermal infrared ASTER data: case studies. In: Ehlers M (ed). Crete, Greece, p 123