

Département de géomatique appliquée
Faculté de lettres et sciences humaines
Université de Sherbrooke

Analyse multi-échelle des spectres de réflectance dans un environnement minier

Javier Garcia Serna

Mémoire présenté pour l'obtention du grade de Maître en sciences géographiques (M. Sc.),
cheminement télédétection.

Décembre 2018

© Javier Garcia Serna, 2018

Identification du jury

Directeur de recherche : Kalifa Goïta, Ph.D.

Codirecteur de recherche : Jérôme Théau, Ph.D.

Membres du jury :

Mickaël Germain, Ph.D. (Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke)

Lacina Coulibaly, Ph.D. (École de foresterie, Université de Moncton)

Résumé du projet

Les mines à ciel ouvert requièrent une gestion optimale des résidus miniers, tant pour améliorer les temps d'exploitation, comme pour prévenir des dommages environnementaux. Les stériles provenant de la fosse font partie de ces résidus miniers. Lorsque ces stériles sont déposés en surface ils peuvent générer un drainage minier acide (DMA). L'industrie minière et la communauté en général ont un grand intérêt à éviter et remédier les conséquences de ce drainage. La télédétection par satellite permettrait de cartographier l'étendue de toute la mine (la fosse et les haldes à stériles). La télédétection à très basse altitude permettrait une discrimination plus précise des lithologies (types de roche) grâce à une résolution spatiale plus fine. Ainsi, cette discrimination à basse altitude pourrait valider la cartographie satellitaire et faciliter les opérations minières.

Afin de contribuer à la cartographie de la surface de la mine Canadian Malartic, une méthodologie visant une analyse multi-échelle des spectres de réflectance de surface a été formulée. Les étapes sont: 1) l'analyse de la variabilité des mesures de spectrométrie et des images, 2) l'analyse de la correspondance entre les images multi-échelles et 3) l'analyse de l'effet d'échelle sur les cartographies réalisées par les approches *Spectral Angle Mapper* (SAM) et *Mixture Tuned Matched Filtering* (MTMF). Les capteurs imageurs Worldview-3 (satellitaire) et Pika II (hyperspectral à bord d'un Aéronef Sans Pilote) ont fourni les images. Les systèmes de spectrométrie ASD et Ocean Optics ont fourni les spectres de réflectance des échantillons.

Les résultats de l'analyse de variabilité spectrale des échantillons de surface montrent que les spectres de réflectance sont très corrélés et que leurs valeurs sont très proches ($RMS \leq 0,09$). Ce qui suggère que la surface minière est très homogène. Un effet d'échelle n'a pas été observé sur les spectres de réflectance multi-échelle (tous les coefficients $r > 0,93$). Quant à l'analyse de la variabilité spectrale des images multi-échelles, les histogrammes et l'autocorrélation spatiale par l'Indice de Moran montrent que l'image satellite Worldview-3 (WV-3, 120 cm/pixel) et l'image Pika II (10 cm/pixel) ont une faible variabilité spectrale. Cependant, il a été constaté un effet d'échelle sur la cartographie par SAM et MTMF. Il a été constaté plus précisément qu'au fur et à mesure que l'échelle augmente (diminution de la résolution spatiale), certaines classes sont sous ou surestimées. Ce qui pourrait avoir des effets pratiques sur l'application au triage de matériel extrait de la fosse.

Mots-clés : Cartographie minière, Télédétection, Stériles miniers, Lithologie, Analyse multi-échelle, Démixage spectral, Aéronef sans pilote, Spectrométrie.

Project abstract

Open pit mines require optimal management of mine tailings, both to improve operating times and to prevent environmental damage. Waste rock from the pit is part of these tailings and deposited on the surface they can generate acid mine drainage (AMD). The mining industry and the community in general have a great interest in avoiding and remedying the consequences of this drainage. Satellite remote sensing could map the extent of the entire mine (pit and waste dumps). Remote sensing at very low altitude would allow more precise discrimination of lithologies (rock types) through a finer spatial resolution. Thus, this low-level discrimination could validate satellite mapping and facilitate mining operations.

In order to contribute to the mapping of the surface of the Canadian Malartic Mine, a methodology for multi-scale analysis of surface reflectance spectra has been formulated. The steps are: 1) the analysis of the variability of spectrometry measurements and images, 2) the analysis of the correspondence between multi-scale images and 3) the analysis of the effect of scale on cartographyies made using *Spectral Angle Mapper* (SAM) and *Mixture Tuned Matched Filtering* (MTMF) approaches. The imaging sensors Worldview-3 (satellite) and Pika II (hyperspectral sensor aboard a drone) provided the images. The ASD and Ocean Optics spectrometry systems provided the reflectance spectra of the samples.

The results of the spectral variability analysis of the surface samples show that the reflectance spectra are highly correlated and that their values are very close ($RMS \leq 0.09$). This suggests that the mining surface is very homogeneous. Scale effect was not observed on multi-scale reflectance spectra (all coefficients $r > 0.93$). As for spectral variability analysis of multi-scale images, histogram and spatial autocorrelation by the Moran Index show that the satellite image (WV-3 of 120 cm / pixel) and the Pika II image of 10 cm / pixel have low spectral variability. However, there was a scale effect on SAM and MTMF mapping. It has been found more specifically that as the scale increases (decrease in spatial resolution), some classes are under or overestimated. This could have practical effects on the accuracy of sorting material extracted from the pit.

Keywords: Mineral cartography, Remote sensing, Mine waste, Lithology, Multi scale analysis, Spectral unmixing, Unmanned aerial vehicle, Spectrometry.

Table de matières

Résumé du projet.....	III
Project abstract	v
Liste de figures	ix
Liste de tableaux.....	xii
Liste d'annexes.....	xiii
Sigles et acronymes.....	xiv
Remerciements	xvi
1 Introduction	1
1.1 Problématique	1
1.2 Objectifs	3
1.3 Hypothèses.....	3
2 Cadre théorique	4
2.1 Identification spectrale de minéraux : du laboratoire à la télédétection	4
2.2 Notions de mixture spectrale	7
2.2.1 Démixage spectral basé sur un modèle de mixture linéaire	8
2.2.2 Démixage spectral basé sur un modèle de mixture non linéaire	11
2.3 Cartographie par démixage spectral MTMF et par classification SAM	12
2.3.1 Mixture-Tuned Matched Filtering.....	12
2.3.2 Spectral Angle Mapper.....	14
2.3.3 Application du MTMF et de SAM à la cartographie minérale	15
3 Cadre expérimental	17
3.1 Site d'étude	17
3.2 Description des capteurs imageurs et profileurs	18

3.3 Méthodologie	21
3.3.1 Acquisition des données	23
3.3.1.1 Échantillonnages de surface	23
3.3.1.2 Acquisition des spectres en laboratoire	25
3.3.1.3 Acquisition des spectres sur le terrain	28
3.3.1.4 Acquisition de l'imagerie satellitaire	28
3.3.2 Prétraitement des données de spectrométrie	30
3.3.3 Prétraitements des images multi-capteurs	32
3.3.4 Analyse de la variabilité spectrale des échantillons de surface	33
3.3.5 Analyse de la variabilité des images multi-capteurs	34
3.3.6 Analyse multi-échelle des échantillons de surface	35
3.3.7 Analyse multi-échelle des images multi-capteurs	35
3.3.8 Correspondance Ocean Optics – FieldSpec ASD	41
4 Résultats	42
4.1 Prétraitement des images multi-capteurs	42
4.2 Prétraitement des données de spectrométrie	43
4.3 Analyse de la variabilité spectrale des échantillons de surface	44
4.4 Analyse multi-échelle des échantillons de surface	46
4.5 Analyse de la variabilité des images multi-capteurs	47
4.6 Analyse de l'effet d'échelle sur les images multi-capteurs	50
4.6.1 Cartographie multi-échelle par classification SAM	51
4.6.2 Cartographie multi-échelle par démixage spectral partiel MTMF	55
4.6.3 Comparaison des résultats de SAM et MTMF à l'échelle de l'image WV-3	60
4.7 Correspondance Ocean Optics – FieldSpec ASD	62

5 Discussion	65
5.1 Variabilité spectrale et effet d'échelle des échantillons de surface	65
5.2 Variabilité spectrale et effet d'échelle dans les images multi-capteurs	66
5.2.1 Effet d'échelle lié à la cartographie par classification SAM.....	67
5.2.2 Effet d'échelle lié à la cartographie par démixage spectral MTMF.....	68
5.2.3 Influence de la méthode de détermination des <i>Endmembers</i> sur la cartographie	69
5.3 Comparaison des images Pika II et WV-3	70
5.4 Correspondance Ocean Optics – FieldSpec ASD	70
5.5 Limites et perspectives de recherche	71
6 Conclusion	72
7 Références	74
8 Annexes	83

Liste de figures

Figure 1 : Pics d'absorption caractéristiques de la calcite et de la dolomite. Tiré de Clark, (1999)	5
Figure 2 : Principe de la méthode MTMF. Tiré de Mundt et al. (2007)	13
Figure 3 : Localisation de la ville de Malartic et des sites d'intérêt sur la mine.....	18
Figure 4 : Capteurs imageurs (a) WorldView-3 (Digital Globe, 2018) et (b) Pika II et Pika NIR (Resonon, 2016). Systèmes profileurs (c) FieldSpec de ASD (NERC Field Spectroscopy Facility, 2018) et (d) STS-VIS/NIR (Ocean Optics, 2016).	19
Figure 5 : Diagramme méthodologique	22
Figure 6 : Localisation des 5 échantillons (A, B, C, D et E) qui correspondent aux 5 endroits de concentration spatiale de l'échantillonnage de surface (Campagne 2015)	24
Figure 7 : Échantillon de surface séparé en deux granulométries (P à gauche et G à droite).....	24
Figure 8 : Roches caractéristiques de la zone survolée par l'ASP dont le spectre a été utilisé comme <i>Endmember</i> (porphyre sodique, PS; porphyre potassique, PP; et méta-grauwacke, MG).....	25
Figure 9 : Géométrie du positionnement du spectroradiomètre ASD par rapport à l'échantillon. Modifié de Danner et al. (2015).....	27
Figure 10 : Acquisition du spectre du Spectralon afin de mesurer le spectre de réflectance relative d'une des roches	27
Figure 11 : Imagerie satellitaire WV-3 acquise (à gauche) et hyperspectrale Pika II de très basse altitude (partie supérieure à droite)	29
Figure 12 : Aéronef Sans Pilote HYDRA-12 utilisé pour les acquisitions d'imagerie à très basse altitude.....	30
Figure 13 : Spectre de réflectance relative originale (brut) et corrigé (cor) de l'échantillon AP acquis par l'ASD	31
Figure 14 : Spectres de réflectance relative de l'échantillon BP acquis par les capteurs Ocean Optics (STS-VIS et STS-NIR) et spectre corrigé.....	32
Figure 15 : Localisation de la zone survolée à l'intérieur de la fosse, zone commune entre l'imagerie WV-3 et Pika II et zone utilisée pour l'analyse de l'effet d'échelle	37
Figure 16 : Valeurs d'infaisabilité (MT) en fonction des valeurs de correspondance (MF) à un des <i>Endmembers</i> pour les pixels de l'imagerie Pika II. La zone rouge illustre les pixels retenus par le seuil : $MF > 0.08$ et excluant faux positifs > 5	39

Figure 17 : Spectres de réflectance relative ASD corrigés (échantillons A, B, C, D et E). En pointillé la granulométrie P (≤ 2 mm). En ligne continue la granulométrie G (> 2 mm).....	43
Figure 18 : Coefficients de corrélation entre les échelles 10 cm et 20, 30 et 40 par échantillon (A, B, C, D et E) pour la granulométrie G en fonction de l'échelle	46
Figure 19 : Coefficients de corrélation entre les échelles 10 cm et 20, 30 et 40 par échantillon (A, B, C, D et E) pour la granulométrie P en fonction de l'échelle	47
Figure 20 : Histogrammes des bandes spectrales de l'image Worldview-3 (WV-3, à gauche) et de l'image Pika II (à droite)	48
Figure 21 : Autocorrélation spatiale par indice de Moran en fonction de la distance (nombre de pixels) appliquée aux images Pika II (à gauche) et Worldview-3 (WV-3, à droite).....	49
Figure 22 : Écart-type moyen de la réflectance des images Pika II et Worldview-3 (WV-3) en fonction de l'échelle.....	50
Figure 23 : De gauche à droite et de haut en bas, les différentes images Pika II (bande 10) de résolutions spatiales 10, 20, 30, 40, 60 et 120 cm (résolution spatiale originale et agrégées par la moyenne).....	51
Figure 24 : Images résultantes de la classification par SAM des images Pika II de résolution spatiale originale et agrégées (10, 20, 30, 40, 60 et 120 cm)	52
Figure 25 : Diagramme de barres des proportions des classes (SAM) en fonction de l'échelle.....	53
Figure 26 : Précision de classification globale et coefficient Kappa entre la classification SAM d'échelle 10 vs les classifications SAM des autres échelles (20, 30, 40, 60 et 120).....	55
Figure 27 : Images résultantes du démixage spectral par MTMF des images Pika II de résolution spatiale originale (10 cm) et agrégées (20, 30, 40, 60 et 120 cm).....	57
Figure 28 : Diagramme à barres des proportions des classes (MTMF) en fonction de l'échelle.....	57
Figure 29 : Précision de classification globale et coefficient Kappa entre la classification MTMF d'échelle 10 vs les classifications MTMF des autres échelles (20, 30, 40, 60 et 120)	60
Figure 30 : Cartographies par classification SAM (en haut) et par démixage spectral MTMF (en bas). Images Pika II (à gauche) et WV-3 (à droite).....	61
Figure 31 : Spectres de réflectance relative obtenus par les capteurs Ocean Optics (O) en pointillé et ASD (A) en trait continu. En haut, granulométrie G. En bas, granulométrie P	63

Figure 32 : Comparaison de l'indice empirique de forme entre les spectres mesurés par les spectromètres Ocean Optics (O) en bleu et ceux mesurés par l'ASD (A) en orange. Granulométrie P

.....64

Figure 33 : Comparaison de l'indice empirique de forme entre les spectres mesurés par les spectromètres Ocean Optics (O) en bleu et ceux mesurés par l'ASD (A) en orange. Granulométrie G

.....65

Liste de tableaux

Tableau 1 : Caractéristiques spectrales de WV-3, Pika II et Pika NIR, et leurs résolutions spatiales	20
Tableau 2 : Résolutions spectrales et intervalles spectraux des systèmes de spectrométrie ASD et OcOp	20
Tableau 3 : Classes identifiées pour la cartographie par MTMF issues de la combinaison des 3 <i>Endmembers</i> . (porphyre sodique, PS; porphyre potassique, PP; et méta-grauwacke, MG). Le codage binaire correspond respectivement à la présence (1) ou non (0) du <i>Endmember</i>	39
Tableau 4 : Matrices de RMS et de corrélation (Pearson) entre les spectres d'échelle 10 des échantillons A, B, C, D et E. Granulométrie G (en haut) et granulométrie P (en bas).	44
Tableau 5 : Comparaisons (coefficient de corrélation de Pearson et RMS) entre les spectres des échantillons vs un spectre moyen pour la granulométrie G (en haut). Comparaisons entre les spectres des échantillons vs un spectre moyen pour la granulométrie P (en bas).	45
Tableau 6 : Matrices de confusion des cartographies par classifications SAM d'échelles 20, 30, 40, 60 et 120 vs classification SAM d'échelle 10 (référence). Classes exprimées en nombre de pixels et les erreurs de commission et d'omission en pourcentage	54
Tableau 7 : Correspondance entre les 7 combinaisons des 3 <i>Endmembers</i> (porphyre sodique, PS; porphyre potassique, PP; et méta-grauwacke, MG). Présence (1) ou absence (0) et les couleurs de la cartographie par MTMF	56
Tableau 8 : Matrices de confusion des cartographies par MTMF d'échelles 20, 30, 40, 60 et 120 vs cartographie MTMF d'échelle 10 (référence). Classes exprimées en nombre de pixels et les erreurs de commission et d'omission en pourcentage	59
Tableau 9 : Matrices de confusion et les correspondants erreurs de commission et d'omission pour SAM et MTMF appliqués sur les images Pika II et WV-3 (Worldview-3) d'échelle 120	62

Liste d'annexes

Annexe 1 : Cartographies et proportions des <i>Endmembers</i> PP, PS et MG par la méthode SAM appliquée sur l'imagerie Pika II (échelles 10, 20, 30, 40, 60 et 120).....	83
Annexe 2 : Cartographies et proportions des différentes combinaisons des <i>Endmembers</i> PP, PS et MG par la méthode MTMF appliquée sur l'imagerie Pika II (échelles 10, 20, 30, 40, 60 et 120)....	84

Sigles et acronymes

ACP: Analyse par Composantes Principales

AIS : Airborne Imaging Spectrometer

AMEE : Automatic Morphological Endmember Extraction

ASD : Spectromètre Fieldspec de ASD (Analytical Spectral Devices)

ASP: Aéronef sans pilote (ou drone)

AVIRIS: Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer

DMA : Drainage minier acide

ENDMEMBER : spectre de réflectance servant de référence

GERS: Geophysical Environmental Research Spectroradiometer

IEA: Iterative Error Analysis

LMM: Linear Mixing Model

MESMA: Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis

MG: Roche identifiée comme méta-grauwacke

MNF: Minimal Noise Fraction

MTMF: Mixture Tuned Matched Filtering

MLP: Multilayer Perceptron

NC : Regroupement des pixels non classés

OcOp : Systèmes de spectrométrie Ocean Optics

OSP : Orthogonal Substance Projection

Pika II : Capteur Pika région spectrale VIS-PIR

PP : Roche identifiée comme porphyre potassique

PS : Roche identifiée comme porphyre sodique

RMS : Moyenne quadratique (Root mean Square)

SAM: Spectral Angle Mapper

SPP: Spatial Pre-Processing

SPU: simplex-projection unmixing

SSEE: Spatial Spectral Endmember Extraction

SWIR : Région électromagnétique de courte longueur d'onde

USGS : United States Geological Survey

VCA : Vertex Component Analysis

VNIR : Région électromagnétique du visible et du proche infrarouge

WV-3: Worldview-3

Remerciements

Avant tout, je remercie grandement mon épouse Cristina pour sa compréhension et son soutien qui m'ont aidé à accomplir chaque étape menant à l'atteinte de cette grande réussite.

Je remercie également mon directeur, Prof. Kalifa Goïta, ainsi que mon codirecteur de recherche, Prof. Jérôme Théau, pour m'avoir proposé ce sujet de recherche, pour m'avoir conseillé et pour m'avoir soutenu. J'adresse aussi mes remerciements à l'équipe de recherche associée à ce projet, plus précisément à Dr. Mickael Germain (Université de Sherbrooke), Dre Caroline-Emmanuelle Morisset (Golder Associés Ltée), et Prof. Benoît Plante (Université de Québec en Abitibi-Témiscamingue).

Je suis très reconnaissant envers mes collègues et amis M. Kevin Siebels et M. Étienne Clabaut. Merci pour le temps partagé durant les deux campagnes de terrain réalisées et pour les innombrables cafés qui ont servi d'excuse pour discuter de nos sujets de recherche et de beaucoup d'autres sujets.

Ce projet a été financé par le Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT, Programme Partenariat Mine). Le partenaire industriel principal du projet est la firme Golder Associés Ltée. Les campagnes de terrain ont été réalisées sur le site de la Mine Canadian Malartic, avec l'étroite collaboration de la compagnie. D'autres partenaires importants, notamment l'INRS-ÉTÉ et le Centre de Géomatique du Québec à Chicoutimi ont contribué à la collecte des données.

1 INTRODUCTION

Le mode de vie actuel nécessite des ressources minérales, surtout dans les secteurs du bâtiment, du transport ou de la production d'énergie (Bureau de recherches géologiques et minières, 2017). Afin d'extraire le minéral dont la proportion justifie son exploitation, il est nécessaire d'aboutir à une cartographie précise. Celle-ci est souvent dérivée de l'interpolation des carottes de forage acquises durant la phase d'exploration. En même temps, elle permet de guider les opérations d'extraction en identifiant la roche contenant suffisamment le minéral d'intérêt de celle qui en contient très peu (stérile). La gestion des stériles est l'un des grands enjeux pour l'industrie minière, les gouvernements et la société en général concernant l'extraction des ressources minérales. Un risque de contamination lié aux stériles provient du drainage minier acide (DMA). Ce drainage est une lixiviation qui peut se générer par l'oxydation des sulfures présents dans les stériles qui sont déposés en surface dans une halde à stériles (Chevalier, 1996).

La télédétection a été utilisée depuis les années 80 pour l'exploration minière. Elle pourrait offrir une information complémentaire à la cartographie minéralogique, et ainsi contribuer aux opérations d'extraction et à la gestion optimale des stériles miniers.

1.1 Problématique

Les résidus miniers constituent une des plus grandes sources de déchets dans le monde en termes de volume (Hudson-Edwards *et al.*, 2011). Un des risques de contamination de l'environnement liés à ces résidus est le DMA qui peut être produit par les roches stériles mises en surface. Lorsque la roche qui contient le minéral recherché est proche de la surface, une fosse à ciel ouvert est utilisée pour son extraction (Environmental Law Alliance Worldwide, 2010). La roche qui n'a pas un intérêt économique (stérile) est extraite et déposée en surface après le dynamitage (explosion ciblée pour fracturer la roche). L'accumulation des stériles en surface forme une halde à stérile qui n'est pas protégée des précipitations. L'eau percole dans la halde et l'oxydation des minéraux réactifs comme les sulfures peut générer un lixiviat de bas pH contenant des métaux lourds en solution (Salomons, 1995). Ce lixiviat peut atteindre les eaux souterraines, ensuite les cours d'eau et affecter les communautés animales et végétales riveraines, les différents usages de l'eau en aval et modifier grandement le paysage.

Une phase importante qui mène à déterminer le potentiel de lixiviation est l'identification et la détermination des proportions des minéraux (Bian *et al.*, 2012). Elle est aussi préalable à l'application des moyens de réutilisation des stériles (Hudson-Edwards *et al.*, 2011). La cartographie dérivée des données de télédétection pourrait distinguer plus précisément les lithologies et ainsi faciliter la gestion des stériles. La lithologie décrit les types de roches selon leur mode de formation et sert alors à la recherche des minéraux.

La télédétection est utilisée depuis 30 ans dans le domaine géologique pour produire la cartographie des lithologies de grandes surfaces par imagerie satellitaire (Van der Meer *et al.*, 2012). La télédétection a été aussi utilisée à plus basse altitude pour caractériser la minéralogie des haldes à stériles (Swayze *et al.*, 2000). Un des principaux facteurs qui limite l'utilisation des capteurs satellitaires est la faible résolution spatiale fournie. Les capteurs TM de Landsat et ASTER de Terra (mis en orbite entre 1982 et 1999) fournissent une résolution spatiale de 30 et 15m/pixel respectivement dans la région spectrale du visible et du proche infrarouge, VNIR. Nonobstant les avancées technologiques des capteurs satellitaires dans ce sens (par exemple, Worldview 3 (WV-3) avec 1,2m/pixel dans le VNIR et mise en orbite en 2014), les images dérivées des plateformes à plus basse altitude représentent encore un meilleur moyen de discrimination grâce à une résolution spatiale d'ordre centimétrique. L'utilisation des capteurs à une distance très faible de la cible a déjà permis par exemple de générer la cartographie des parois rocheuses à l'intérieur d'une fosse (Kurz and Buckleva, 2016). L'avantage d'utiliser une résolution spatiale de plus en plus fine est l'augmentation du niveau de détail. Ce qui n'est pas possible avec les capteurs satellites de moyenne résolution spatiale. L'augmentation du niveau de détail facilite la discrimination des classes comprises à l'intérieur d'un pixel de résolution spatiale grossière et la détermination des pixels « purs » utilisés en tant que référence par différents algorithmes de cartographie (Kruse, 2000).

Aucune étude n'a été trouvée sur l'utilisation conjointe de l'imagerie acquise par satellite et acquise à très basse altitude pour la cartographie d'une mine à ciel ouvert. Cette approche pourrait fournir une cartographie couvrant la grande étendue d'une mine à ciel ouvert (par satellite) et contribuer à une cartographie plus précise de la surface minière grâce à une résolution spatiale plus fine (à très basse altitude). Une telle approche permettrait par exemple de valider la cartographie par satellite avec celle de base altitude qui distingue mieux les stériles et facilite ainsi leur gestion.

Dans un contexte géologique, les images acquises par télédétection ont toujours des pixels mixtes dont le spectre est formé par la réflectance de chaque élément ou classe en surface. Ces pixels peuvent contenir le spectre de réflectance de la lithologie recherchée. Il est alors nécessaire de les interpréter. En effet, il existe deux conditions qui déterminent l'existence de pixels mixtes : soit la résolution spatiale du capteur n'est pas assez fine pour discriminer les cibles en surface, ou soit le mélange des cibles (ou matériaux) en surface est considéré homogène (intime) et que la résolution spatiale utilisée n'affecte pas sa représentativité spectrale (Keshava *and* Mustard, 2002). Une surface dont le mélange de matériaux est intime aurait une très faible variabilité des spectres de réflectance. Dans ce contexte, les correspondances entre les cartographies multi-capteurs de la surface minière devraient être analysées.

1.2 Objectifs

L'objectif général de la recherche est de réaliser une analyse multi-échelle de la variabilité des spectres de réflectance de surface pour contribuer à l'amélioration de la cartographie en environnement minier.

Les objectifs spécifiques suivants sont visés :

- 1) Analyser la variabilité des spectres de réflectance multi-échelles sous conditions contrôlées en prenant en compte les variations de granulométrie des roches.
- 2) Analyser les correspondances entre les images acquises par satellite et celles acquises à très basse altitude en utilisant un aéronef sans pilote (ASP) survolant une surface minière.
- 3) Analyser l'effet d'échelle sur les cartographies par classification et par démixage spectral d'une surface minière.

1.3 Hypothèses

L'hypothèse générale du projet repose sur le fait que la mixture spectrale observée sur une surface, dont le mélange de matériaux est considéré homogène, est indépendante de la résolution spatiale du capteur utilisé (Keshava *and* Mustard, 2002), donc invariable malgré un changement d'échelle.

La recherche repose aussi sur les deux hypothèses spécifiques suivantes :

- 1) Puisque les spectres provenant d'un capteur aéroporté sont censés reproduire la qualité des spectres acquis en laboratoire (Kruse *et al.*, 1999), les spectres acquis à très basse altitude devraient minimalement reproduire cette qualité.
- 2) Les spectres de réflectance provenant des spectromètres portatifs sont comparables à ceux provenant des spectromètres de laboratoire, ils permettent donc l'identification de matériaux et d'objets à partir de leurs signatures spectrales (Milton, 1987).

2 CADRE THÉORIQUE

2.1 Identification spectrale de minéraux : du laboratoire à la télédétection

Un minéral, comme tout autre corps, peut être identifié par la forme de sa signature spectrale. Il s'agit de la radiance émise, réfléctée ou absorbée par ce corps pour chaque longueur d'onde mesurée. La discrimination des minéraux peut être réalisée par l'utilisation de tout le spectre de réflectance qui l'identifie. Elle peut être réalisée aussi en se basant sur l'identification des pics d'absorption ou *features*. La position de ces pics à l'intérieur de l'intervalle spectral mesuré (longueur d'onde de la plus basse valeur de réflectance), leurs profondeurs et leurs amplitudes, sont quelques-uns des paramètres qui permettent l'identification des minéraux. Les intervalles de longueur d'onde exploités pour l'identification des minéraux par l'intermédiaire de leur réflectance, couvrent les régions du visible et proche infrarouge (VNIR) et de l'infrarouge de courte longueur d'onde (SWIR). Cependant, la majorité des minéraux qui composent les roches présentent ces pics d'absorption dans les régions du SWIR et du TIR (Gupta, 2003). La région de l'infrarouge thermique (TIR) est utilisée pour mesurer l'émission des minéraux, mais ce domaine de détection ne sera pas approfondi, car la présente étude ne concerne que la réflectance. Dans les régions du VNIR et du SWIR, les pics d'absorption sont causés par les réactions électriques et/ou vibrationnelles au niveau de l'atome et des molécules des minéraux (Gupta, 2003). La figure 1 illustre un exemple des pics d'absorption permettant l'identification de deux minéraux (la calcite et la dolomite).

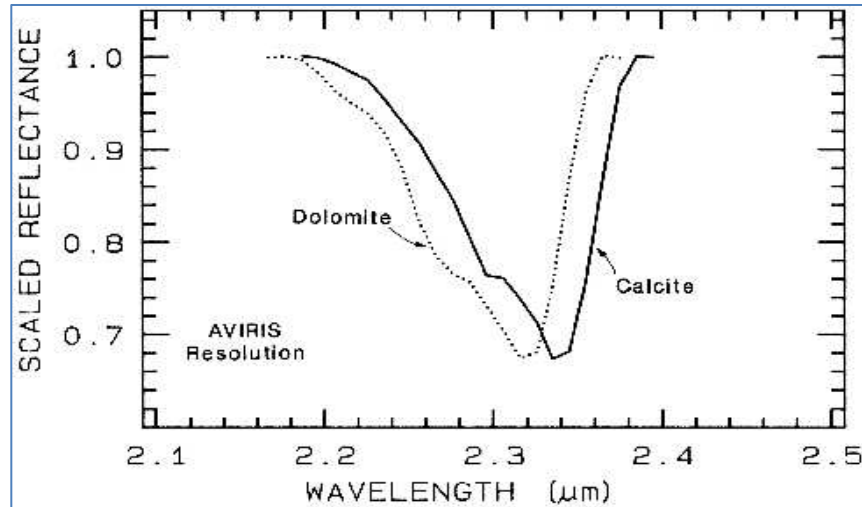


Figure 1 : Pics d'absorption caractéristiques de la calcite et de la dolomite. Tiré de Clark, (1999)

La spectrométrie permet de mesurer, à l'aide d'un spectroradiomètre, la réflectance en fonction de la longueur d'onde. Cette technique fournit des mesures hyperspectrales grâce à la haute fréquence de l'échantillonnage (spectral) et a été utilisée avec succès en laboratoire et sur le terrain pour l'identification des minéraux. Les spectroradiomètres portatifs sont devenus un moyen fiable pour déterminer la « vérité de terrain » dans le cadre de la télédétection des ensembles minéralogiques des surfaces (Taranik *et al.*, 2010). Une particularité de la spectrométrie au niveau du sol dans un contexte d'exploration minière, est que l'effet de la distribution de la réflectance bidirectionnelle (BRDF) peut être négligé, vu l'absence de végétation sur ce type de surfaces. La BRDF décrit la variation des spectres mesurés avec la variation des angles d'éclairement et du capteur et d'après Curtiss et Goetz (1994), son effet sur les sols, les roches et les matériaux synthétiques est faible. L'intensité des spectres de réflectance peut varier, mais la forme de la signature spectrale de ces surfaces reste presque invariable.

Dans les années 80 et début 90, un grand effort a été fait dans le but d'identifier la composition minéralogique des grandes surfaces à partir de plateformes aéroportées. Kruse *et al.* (1999) ont mis en relief l'évolution des techniques de spectrométrie aéroportées à partir des données issues du *Geophysical Environmental Research Spectroradiometer* (GERS) (système non imageur) et des *Airborne Imaging Spectrometer* (AIS) et *Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer* (AVIRIS) (systèmes imageurs). Ces trois capteurs ont acquis des données sur la région nord des montagnes *Grapevine* (Nevada). Il s'agit d'un site d'étude géologiquement intéressant pour la

United States Geological Survey (USGS). Les données du profileur GERS (intervalle spectrale : 1960 à 2500 nm; résolutions spectrale et spatiale : 8.6 nm et 20 m) ont poussé le développement du capteur imageur AIS (de résolutions spatiale et spectrale similaires à celles de GERS). Néanmoins, seulement les images provenant du capteur imageur AVIRIS ont été utilisées pour aboutir aux premières cartes détaillées de la lithologie de la zone dérivées des données de télédétection. La lithologie décrit les types de roches selon leur mode de formation (ignés, sédimentaires ou métamorphiques). AVIRIS, qui fournit un intervalle spectral dans le VNIR et SWIR (410 à 2450 nm), une résolution spectrale de 10 nm et une résolution spatiale de 15 x 20 m à une altitude de 800 km, a démontré son utilité pour l'identification aéroportée de minéraux. Par exemple, Swayze *et al.* (2000) ont utilisé ce capteur pour mettre en évidence un gradient des réactions chimiques causé par l'oxydation des minéraux présents dans les stériles de la halde Venir (Leadville).

La télédétection satellitaire a été exploitée dans le domaine géologique depuis plus de 30 ans. L'identification spectrale des minéraux depuis les capteurs satellitaires est basée surtout sur celle des lithologies et non des minéraux proprement dits. À l'aide des capteurs multispectraux comme TM, ETM+ et OLI de Landsat et ASTER de Terra, l'identification des lithologies a été réalisée par l'entremise des indices spectraux. Par exemple, un indice de la présence d'oxyde de fer (FeO) peut être déterminé à l'aide des bandes 1 et 2 du capteur ASTER par le rapport : Bande 2 / Bande 1 (Van der Meer *et al.*, 2012). La résolution spatiale de ces deux capteurs est limitée à 30 et 15m/pixel respectivement, dans le VNIR. Cependant, les avancements technologiques des dernières années ont facilité la construction de nouveaux capteurs pouvant fournir de meilleures résolutions spatiales. Par exemple, le capteur multispectral WorldView-3, mis en orbite en août 2014, fournit une résolution spatiale de 1,2m/pixel dans le VNIR et de 7,5m/pixel dans le SWIR. D'autres capteurs orbitaux comme GeoEye-1 ayant une résolution spatiale de 1,6m/pixel dans le VNIR ont aussi été utilisés dans le domaine géologique malgré l'absence de bandes spectrales dans le SWIR (Martha *et al.*, 2015). La position des 8 bandes VNIR et des 8 bandes SWIR du capteur Worldview-3 à l'intérieur du spectre a été déterminée afin de réaliser une meilleure télédétection dans le domaine géologique. Ce capteur a déjà démontré un potentiel pour la télédétection des minéraux. Kruse *et al.* (2015) ont conclu que la classification minéralogique sur la zone de Cuprite (Nevada) dérivée des images Worldview-3 est similaire à celle obtenue par imagerie du capteur aéroporté AVIRIS. Zhou *et al.* (2017) ont aussi exploité les données issues de Worldview-3 pour

cartographier les minéraux sur une surface du système des Andes entre l'Argentine et le Chili. Leurs résultats montrent que les données issues du capteur Worldview-3, contrairement aux données issues d'ASTER, permettent d'identifier correctement les minéraux en surface grâce à une résolution spatiale plus fine.

D'un autre côté, les aéronefs sans pilote (ASP) offrent la possibilité de réaliser la télédétection des minéraux en surface à des altitudes variables et ainsi d'atteindre un plus grand niveau de détail (meilleure résolution spatiale). Les capteurs imageurs hyperspectraux ont déjà été utilisés au niveau du sol pour réaliser la cartographie des parois rocheuses. Kurz et Buckleva, (2016) ont acquis les images dont la résolution spatiale est d'un ordre centimétrique pour cette cartographie à partir des plateformes pivotantes en surface. Mais, il est également possible d'acquérir des images dont la résolution spatiale est de l'ordre du centimètre à partir des ASP. Jakob *et al.* (2017) ont acquis des images hyperspectrales (entre 504 et 900 nm) d'une surface située au sein de la ceinture pyriteuse (qui contient de la pyrite) Ibérique (Espagne) à partir d'un ASP. Avant la correction des distorsions, la résolution spatiale des images était de 3,25cm/pixel. Les distorsions géométriques qui affectent l'imagerie acquise depuis un ASP (le roulis, le tangage et le lacet) sont les mêmes qui affectent l'imagerie par télédétection aéroportée, mais sont plus significatives. Les effets dus à l'atmosphère pourraient être négligés dépendamment de l'altitude de la plateforme (Agili *et al.*, 2014). À la fin de leur étude, Jakob *et al.* (2017) ont réussi à distinguer les lithologies de la zone d'étude malgré le manque de pics d'absorption (ou *features*) dans le VNIR.

2.2 Notions de mixture spectrale

Les valeurs des pixels de l'imagerie acquise par télédétection peuvent correspondre à la combinaison des contributions (ou fractions) de plusieurs éléments présents en surface. Ainsi, la donnée contenue dans ces pixels correspond à une mixture spectrale. La détermination des spectres des éléments en surface et leur abondance représente un domaine de grande importance en télédétection. Dans la littérature, deux modèles conçus sur la base de deux scénarios différents de mixture peuvent être identifiés pour expliquer le spectre mixte des pixels : le modèle basé sur un scénario de mixture linéaire (*Linear Mixing Model* ou LMM) et le modèle basé sur un scénario de mixture non linéaire (Linear, *et al.*, 2011 ; Plaza *et al.*, 2011). Lorsque la projection des pixels en surface couvre plus d'un seul élément en surface et que ces éléments ou classes ne sont pas intimement mélangés, le spectre de réflectance de ces pixels est mixte. Dans ce scénario, le spectre

de réflectance est composé par la contribution linéaire de chaque classe. Un pixel peut avoir aussi un spectre mixte si la surface analysée est un mélange homogène (ou intime) de différents éléments ou classes. Ce dernier est un scénario de mixture non linéaire (Keshava *and* Mustard, 2002). Un autre scénario de mixture spectrale non linéaire (Bioucas-Dias *et al.*, 2012), décrit comment le spectre mixte peut être créé par une diffusion multiple générée par des éléments placés en couches et qui ne sont pas intimement mélangés.

L'hypothèse du LMM (*Linear Mixture Model*) peut être exprimée comme un spectre mixte S_L composé par la combinaison linéaire des spectres purs E pondérés par leur abondance A : ($S_L = E_1A_1 + E_2A_2 + \dots$). Ainsi, le spectre d'un pixel est défini par la somme pondérée des spectres de réflectance considérés purs ou *Endmembers* (entre n et m spectres purs) plus un bruit b .

$$S_L = \sum_{n=1}^m (E_n A_n) + b \quad (1)$$

Deux conditions caractérisent les approches linéaires LMM : l'abondance d'un spectre pur ne peut être négative (C1) et la somme des abondances doit être égale à 1 (C2) (Plaza *et al.*, 2011). Les approches de démixage basées sur une mixture non linéaire ne respectent pas nécessairement ces conditions. L'hypothèse du modèle de mixture non linéaire s'exprime comme un spectre mixte (S_N) défini par une fonction non linéaire (f). Cette fonction détermine l'interaction entre les spectres purs (E) et leur abondance (A). Un bruit b est ajouté à l'expression du spectre (S_N) qui est défini ainsi :

$$S_N = f(E, A) + b \quad (2)$$

2.2.1 Démixage spectral basé sur un modèle de mixture linéaire

Le processus de démixage spectral (*Spectral unmixing*) cherche à identifier les différentes classes et leur abondance (Keshava, 2003) et il est basé sur l'un des deux modèles déjà décrits. Les approches de démixage spectral qui se basent sur un LMM sont les plus utilisées depuis les 30 dernières années. La simplicité de ces approches et la proximité du LMM de la réalité dans plusieurs environnements, ont poussé leur développement et leur utilisation très fréquente (Bioucas-Dias *et al.*, 2012). La méthodologie qui décrit un démixage spectral basé sur le LMM comprend principalement les étapes suivantes : (1) la réduction de la dimension des données, (2) la détermination des *Endmembers* et (3) un processus d'inversion (Bioucas-Dias *et al.*, 2012; Keshava *and* Mustard, 2002; Plaza *et al.*, 2011).

(1) La réduction de la dimension de données est une étape importante pour le traitement des images hyperspectrales. Cette réduction est très souvent réalisée par l'analyse de composantes principales (ACP). Cette analyse effectue la rotation de l'axe des données en entrée en utilisant la matrice des vecteurs propres obtenus à partir de la matrice de covariance de la donnée originale. En sortie, on obtient une image de quelques bandes représentant les valeurs propres les plus élevées et qui intègrent la majorité de la variance des données originales (Mundt *et al.*, 2007). Le *Minimal Noise Fraction* (MNF) qui est une autre méthode de réduction de la dimension des données, est décrite comme deux ACP consécutives (Boardman and Kruse, 2011). L'avantage du MNF est qu'en sortie, on obtient une image dont le nombre de bandes est égal à celui de l'image en entrée, en plus d'un bruit non corrélé et de variance unitaire (Mundt *et al.*, 2007). Le MNF permet de choisir librement le nombre de bandes à utiliser pour les étapes postérieures au démixage spectral.

(2) Deux approches peuvent être mises en relief quant au choix des *Endmembers*: celles qui se basent sur des algorithmes de détection automatisés des *Endmembers* à l'intérieur des images et l'approche de sélection des *Endmembers* par l'intermédiaire des librairies spectrales. En même temps, deux groupes de techniques automatisées peuvent être soulignés parmi les nombreuses techniques répertoriées dans la littérature : celles qui se basent uniquement sur l'information spectrale (a) et celles qui exploitent tant le spectre comme le contexte spatial du pixel (b).

(a) Parmi les techniques automatisées basées sur l'information spectrale ayant eu du succès dans la détection des *Endmembers*, on peut retrouver : le N-FINDR (Winter, 1999), l'*Orthogonal Substance Projection* (OSP) (Harsanyi and Chang, 1994) et le *Vertex Component Analysis* (VCA) (Nascimento and Dias, 2005). Ces trois techniques assument l'existence de pixels absolument « purs » (dont chaque spectre n'appartient qu'à une seule classe) à l'intérieur de l'image et que ces pixels forment un volume dans un espace multispectral qui englobe les pixels mixtes. Cette représentation en volume est connue comme une géométrie convexe (*Convex Geometry*). Lorsque les *Endmembers* ont une grande variabilité spectrale, la performance de ces techniques est limitée, car la détermination des pixels « purs » devient plus complexe et d'autres techniques doivent être utilisées (Keshava and Mustard, 2002 ; Plaza *et al.*, 2011).

(b) Certaines techniques automatisées basées tant sur le spectre que sur le contexte spatial et qui se démarquent par leur performance sont : *Automatic Morphological Endmember*

Extraction (AMEE) (Plaza *et al.*, 2002), *Spatial Spectral Endmember Extraction* (SSEE) (Plaza *et al.*, 2002) et *Spatial Pre-Processing* (SPP) (Zortea and Plaza, 2009). L'apport spatial de AMEE à la sélection des *Endmembers* se base sur les deux principes de la morphologie mathématique (la dilatation et l'érosion) pour déterminer la taille et la forme par des fenêtres mobiles (Kernels) appliquées sur chaque pixel de l'image (Plaza *et al.*, 2002). SSEE se base sur une analyse localisée pour augmenter le contraste spectral entre les *Endmembers* ayant un faible contraste, mais étant indépendants dans l'espace (Rogge *et al.*, 2007). Finalement, SPP propose une pondération de la donnée spectrale de chaque pixel basée sur la similarité avec ses voisins pour déterminer les *Endmembers* (Zortea and Paza, 2009). Dans un contexte de télédétection de minéraux Plaza *et al.* (2011), ont démontré comment ces trois techniques améliorent les performances des méthodes exclusivement spectrales en comparant les *Endmembers* retrouvés sur une image avec les spectres de réflectance des *Endmembers* sur le terrain.

Les approches qui exploitent les libraires spectrales, contrairement aux approches automatisées, n'utilisent pas les images pour en dériver les *Endmembers*. La base de ces approches est une collection de spectres acquis sur le terrain à l'aide d'un spectroradiomètre (Bioucas-Dias *et al.*, 2012). Les algorithmes qui exploitent les libraires spectrales, par exemple ceux décrits par Iordache *et al.* (2011), considèrent que la mixture des pixels correspond à une combinaison linéaire de quelques spectres contenus dans les libraires. Ils cherchent à identifier un groupe de spectres capables de modéliser les mixtures de tous les pixels de l'image parmi tous les spectres des libraires. Ces algorithmes font appel aux modèles de régression linéaires (Linear, *et al.*, 2011). Le *Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis* (MESMA) est un exemple d'algorithme de démixage linéaire qui exploite les libraires spectrales, mais qui le fait de manière automatisée en cherchant les spectres dont la combinaison est la plus similaire aux spectres des pixels de l'image traitée (Roberts *et al.*, 1998). Trois facteurs peuvent affecter la performance de ces approches : 1) le fait d'avoir dans la librairie des spectres qui n'ont pas été acquis sous les mêmes conditions d'illumination que l'image à traiter; 2) une grande corrélation des spectres des classes (ou matériaux) et 3) le temps de traitement requis par ces algorithmes pour traiter les données (Iordache *et al.*, 2011). L'utilisation de libraires spectrales comme celle de la USGS fournit un lien « étroit » avec la vérité de terrain. Cependant, il est toujours préférable d'utiliser comme *Endmembers* les spectres de référence acquis sur le terrain (Keshava and Mustard, 2002).

(3) Une fois les *Endmembers* à utiliser déterminés, le processus d'inversion peut être entamé. Il consiste à assigner aux *Endmembers* une fraction qui détermine son abondance pour chaque pixel. Parmi les approches qui respectent pleinement les deux conditions des LMM (C1 et C2) on trouve par exemple : L'*Iterative Error Analysis* (IEA) qui réalise un démixage de manière répétitive et automatisée pour arriver à la solution ayant la plus faible erreur (Neville *et al.*, 2003); Le *Simplex-Projection Unmixing* (SPU) qui détermine les fractions des *Endmembers* en projetant un point (pixel) sur un simplexe de N dimensions (*Endmembers*) (Heylen *et al.*, 2011). D'un autre côté, lorsqu'il n'est pas possible de respecter les conditions des LMM parce que l'on dispose d'un seul *Endmember*, ou qu'on n'en connait que quelques-uns, il est possible d'utiliser une méthode de démixage partiel comme le *Mixture-Tuned Matched Filtering* (MTMF). La partie *Match Filter* (MF) fait référence à un algorithme linéaire créé pour l'identification des spectres qui a été développé dans le domaine du traitement des signaux. De manière complémentaire, la partie *Mixture-Tuned* (MT) permet le rejet des faux positifs (Boardman *and* Kruse, 2011).

2.2.2 Démixage spectral basé sur un modèle de mixture non linéaire

Les approches de démixage spectral basées sur une mixture non linéaire sont moins populaires que les approches basées sur le LMM étant donné qu'une mixture non linéaire (intime ou homogène) est plus difficile à modéliser (Bioucas-Dias *et al.*, 2012). Les approches les plus remarquables et qui proposent la modélisation la plus réaliste, sont les approches dites physiques. Elles se basent sur la théorie du transfert radiatif qui décrit mathématiquement le transfert d'énergie lorsque les photons interagissent avec les matériaux. Les modèles d'Hapke (Hapke., 1981), de Kubelka-Munk (Kubelka *and* Munk, 1931) et celui de Shkuratov (Shkuratov *et al.*, 1999) représentent des approximations à la solution du transfert radiatif. Cependant, la difficulté à obtenir les paramètres qu'ils utilisent limite leur exploitation (Bioucas-Dias *et al.*, 2012).

Une autre approche qui a déjà eu du succès à démixer les pixels dans un contexte de mixture intime est le *Multilayer Perceptron* (MLP). Liu et Wu, (2005) ont réalisé une analyse comparative de plusieurs approches de démixage non linéaire et ont conclu que la meilleure performance a été fournie par le MLP. Il s'agit d'un algorithme du type réseau de neurones qui se base sur l'analyse de couches. Son succès pour le démixage spectral et son applicabilité dans d'autres domaines ont poussé les nombreuses recherches associées. Un facteur qui peut affecter la performance des

approches par réseau de neurones est la difficulté à trouver assez d'échantillons d'entraînement, c'est-à-dire, à trouver assez de pixels potentiellement « purs » (Plaza *et al.*, 2011).

2.3 Cartographie par démixage spectral MTMF et par classification SAM

La méthode de démixage spectral *Mixture-Tuned Matched Filtering* (MTMF) et la méthode de classification *Spectral Angle Mapper* (SAM) sont deux algorithmes qui ont été conçus dans le but de cartographier les minéraux en surface (Boardman and Kruse, 2011; Kruse *et al.*, 1993). La première, est une méthode de classification supervisée et la deuxième une approche de démixage linéaire partiel. Dans les sections 2.3.1 et 2.3.2 le fonctionnement de ces deux méthodes de cartographie est expliqué et la section 2.3.3 résume leur application à la cartographie minérale.

2.3.1 Mixture-Tuned Matched Filtering

MTMF qui a été brièvement introduit dans une section précédente, identifie la proportion du spectre de référence *Endmember* dans la scène acquise et détermine les faux positifs générés (Boardman, 1998). La partie MF (Matched Filtering) de l'algorithme, qui identifie les spectres et leur abondance, nécessite en entrée une image dont les valeurs des pixels présentent une distribution normale et une variance du bruit autour de 1 (Mundt *et al.*, 2007). L'algorithme MNF fournit ce type d'entrée au MF. MF peut alors être décrit comme une image en entrée I (traitée par un MNF) qui est transformée par un vecteur de détection VD (spectre de référence exprimé dans l'espace MNF) :

$$MF = VD \# I \quad (3)$$

Où $\#$ est l'opérateur de transformation.

Le vecteur VD est estimé par la projection du spectre de référence transformé dans l'espace MNF ($Rmnf$), sur la matrice de covariance inverse du MNF ($CMNF^{-1}$) : $CMNF^{-1} \# Rmnf$. Le résultat de cette projection est ensuite normalisé avec la transposée du spectre de référence dans l'espace MNF ($Rmnf^T$) :

$$VD = (CMNF^{-1} \# Rmnf) / (Rmnf^T \# CMNF^{-1} \# Rmnf) \quad (4)$$

La partie MT (Mixture-Tuned) peut être décrite comme le calcul de la distance entre le pixel et le vecteur de référence dans un espace orthogonal à la variance des pixels ayant un MT de 0. Ce calcul se réalise par la détermination de la différence entre la valeur spectrale du pixel x dans

l'espace MNF (Sx) et le produit scalaire (\bullet) entre la valeur MF_x et le spectre de référence dans l'espace MNF ($Rmnf$) :

$$MT = Sx - (MF_x \bullet Rmnf) \quad (5)$$

Ultérieurement, un calcul de l'interpolation des variances des valeurs propres permettra la définition des limites de variabilité selon les valeurs MF des pixels (*Infeasibility Threshold*). L'espace entre les bornes est large pour un MF de 0 mais, par contre cet espace est réduit au fur et à mesure que la valeur MF augmente (voir la figure 2). Cette interpolation est définie par :

$$E_x = ((Emnf)1/2 - MF_x X ((Emnf)1/2) - Ee) 2 \quad (6)$$

Où E_x est le vecteur des valeurs propres interpolées pour le pixel x , E_{mnf} est le vecteur des valeurs propres du MNF et E_e est un vecteur du bruit dans MNF.

Ainsi, les valeurs d'infaisabilité (*Infeasibility*) sont calculées pour les pixels où on retrouve le spectre de référence (Boardman *and* Kruse, 2011). Les résultats de MTMF sont l'abondance des *Endmembers* (MF Score) et une valeur qui détermine si le pixel est un faux positif (Infeasibility Score).

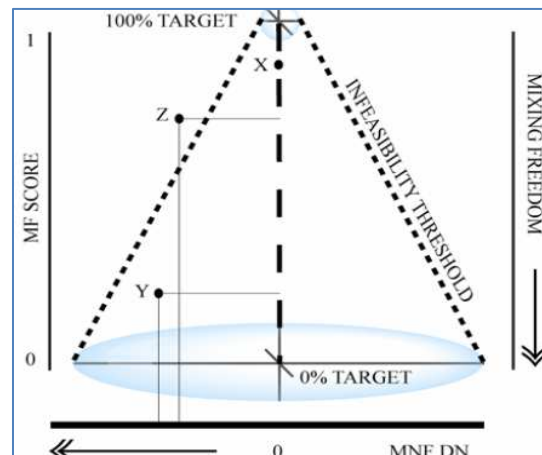


Figure 2 : Principe de la méthode MTMF. Tiré de Mundt et al. (2007)

L'algorithme MTMF présente deux grands avantages face à d'autres algorithmes de cartographie de *Endmembers* : 1) le fait de ne pas avoir besoin de tous les spectres « purs » qui constituent le mixage des pixels dans l'image et 2) le fait de faciliter le rejet des faux positifs (Boardman *and* Kruse, 2011). En plus, il a également été démontré que cette méthode peut être utilisée pour la

cartographie des surfaces sur des images multispectrales comme Worldview-3 ou ASTER (Kruse *et al.*, 2015; Zadeh *et al.*, 2014) et non pas seulement sur des images hyperspectrales.

2.3.2 Spectral Angle Mapper

SAM est une méthode de classification supervisée qui est utilisée depuis plus de 20 ans pour l'identification des lithologies en surface (Kruse *et al.*, 1993 ; Zhang and Li, 2014). Elle mesure l'angle α entre le vecteur du spectre de réflectance p du pixel et le vecteur du spectre de réflectance d'un *Endmember* r dans un espace multi-dimensionnel nb (nombre de bandes spectrales). Son calcul peut être exprimé de la manière suivante :

$$\alpha = \cos^{-1}\left(\frac{\sum_{i=1}^{nb} p_i r_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{nb} p_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{nb} r_i^2}}\right) \quad (7)$$

Une particularité de cette méthode est qu'elle néglige l'intensité du spectre de réflectance et par conséquent, la similarité des spectres se base seulement sur la forme. Dennison *et al.* (2004) mettent en relief l'influence de cette particularité de SAM face à l'algorithme de démixage linéaire *Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis* (MESMA). L'influence de la valeur préétablie de α sur la précision a aussi été mise en relief et montre que la valeur de α a plus d'influence sur la correspondance spectrale que le choix entre les deux méthodes de cartographie.

Un autre élément qui influence la précision des classifications réalisées par SAM est l'approche utilisée pour choisir les spectres de réflectance *Endmembers*. Kumar et Garg, (2012) ont cartographié la superficie de la ville de Dehradun dans une région au nord de l'Inde avec SAM et ont obtenu une précision de classification de 89,41% en utilisant des *Endmembers* dérivés de l'image classifiée. Cependant, lorsqu'ils ont utilisé des spectres de réflectance obtenus par spectrométrie en surface, les résultats ont été meilleurs.

Sohn et Rebello, (2002) ont proposé une approche non supervisée de SAM (*Unsupervised Spectral Angle Classifier*, USAC) pour la classification des pixels d'une image multispectrale (TM de Landsat) couvrant une surface du nord-ouest de la Pennsylvanie. Tant l'approche non supervisée comme l'approche supervisée (*Supervised Spectral Angle Classifier*, SSAC) ont fourni les meilleures précisions face à d'autres algorithmes de classification (supervisés et non supervisés

respectivement). Les chercheurs concluent que les avantages à utiliser l'angle spectral comme mesure pour la classification des pixels de la zone d'étude sont :

- 1) Pour utiliser l'angle spectral il n'est pas nécessaire que les valeurs de réflectance soient normalement distribuées.
- 2) Les effets d'illumination dus à la topographie et à l'atmosphère sur la classification d'images multispectrales par l'angle spectral sont moins importants que sur les classifications réalisées par d'autres méthodes.
- 3) Si l'objectif est de classifier une image multispectrale de couverture du sol, l'angle spectral peut fournir une meilleure classification puisqu'à la différence des méthodes de classification qui se basent sur la distribution statistique, l'angle spectral exploite la forme du spectre de réflectance.

2.3.3 Application du MTMF et de SAM à la cartographie minérale

Tant MTMF que SAM ont été utilisés dans un contexte de télédétection géologique. MTMF a été utilisé afin de cartographier la surface d'une mine dans le Colorado en exploitant les images hyperspectrales acquises par AVIRIS (Kruse *et al.*, 1999). Dans une autre étude, Boardman et Kruse (2011) ont réalisé la cartographie minéralogique d'une surface dans la région nord du parc *Death Valley* dans le désert des Mojaves (États-Unis). Ils affirment que parmi toutes les cartographies existantes du site d'étude, celle réalisée par MTMF a fourni les meilleurs résultats, et ils soulignent le potentiel de la méthode pour cartographier les minéraux associés à la présence éventuelle d'affleurements d'or. Ils concluent par contre que d'autres efforts devront être mis en œuvre pour déterminer avec plus de certitude l'abondance de chaque *Endmember*.

Plus récemment, Zadeh *et al.* (2014) ont appliqué la méthode MTMF pour réaliser la cartographie minérale d'une surface de la province de Kerman (Iran). La cartographie réalisée sur une image multispectrale ASTER a présenté une bonne corrélation avec la cartographie déjà existante du site. Les pourcentages de secteurs bien classifiés (versus 120 échantillons de surface mesurés par spectrométrie) sont compris entre 60 et 88%. MTMF a été aussi utilisé pour évaluer le potentiel du capteur Worldview-3 dans le domaine géologique en comparant la cartographie dérivée de ce dernier avec la cartographie dérivée des images hyperspectrales (Kruse *et al.*, 2015).

L'approche employée pour choisir les *Endmembers* à utiliser lors de l'application du MTMF peut différer d'une étude à l'autre. Dans un contexte de cartographie minérale, l'utilisation des libraires spectrales acquises par spectrométrie sur le terrain est très recommandée (Boardman *and* Kruse, 2011). Celles-ci peuvent être utilisées directement comme référence ou pour guider le choix des *Endmembers* à l'intérieur de l'image après une inspection visuelle à l'aide de techniques semi-automatisées (Kruse *et al.*, 1999; Kruse *et al.*, 2015; Zadeh *et al.*, 2014). Cependant, la sélection de *Endmembers* de manière automatisée sans avoir recours aux libraires spectrales peut aussi être utilisée efficacement avec MTMF. Par exemple, Kodikara *et al.* (2012) ont obtenu une précision globale de classification de 84,3% pour 3 des 5 minéraux à cartographier en utilisant MTMF malgré le mauvais rapport signal/bruit et la résolution spatiale grossière de l'imagerie hyperspectrale utilisée.

Quant à l'application de SAM pour la cartographie minérale, Girouard *et al.* (2004) l'ont utilisé par exemple pour comparer la cartographie minérale dérivée d'une image Landsat TM et d'une image QuickBird sur la région de Jebilet (Maroc). Ils concluent, en comparant les cartographies obtenues à une cartographie minéralogique de base, que malgré le fait d'avoir des pixels mixtes pour l'image Landsat TM (vu la résolution spatiale), les résultats sont plus prometteurs que ceux obtenus avec l'imagerie QuickBird. Le manque de bandes dans le SWIR dans l'imagerie QuickBird ne permet pas d'obtenir une cartographie minérale comparable à celle de référence. Les auteurs prétendent que les avantages de SAM sont sa simplicité d'utilisation et le fait que cette méthode soit moins sensible que d'autres aux différences d'intensité spectrale causées par la topographie ou l'atmosphère. Les *Endmembers* utilisés pour classifier les pixels de Landsat TM et de QuickBird ont été extraits des images elles-mêmes.

Hubbard et Crowley. (2005) ont aussi utilisé des *Endmembers* provenant de l'imagerie pour cartographier la minéralogie des surfaces d'une région entre le Chili et la Bolivie. Ils ont utilisé l'algorithme *Pixel Purity Index* (PPI) qui se base sur une géométrie convexe pour déterminer les *Endmembers*. Leur approche consistait à diviser l'image en deux étant donné la grande quantité des *Endmembers* (11) identifiés initialement et à utiliser SAM de manière complémentaire à une méthode de démixage spectral linéaire. L'utilisation de SAM leur a permis de réduire le RMS entre la cartographie finale et la vérité de terrain (par spectrométrie et anciennes études géologiques des zones). SAM performe mieux que le démixage spectral lorsque les spectres des *Endmembers*

présentent une très faible différence et que les pixels sont purs ou légèrement mixtes. Ils ont mis en évidence l'importance d'utiliser plusieurs méthodes de cartographie lorsque la surface est très complexe (composée de plusieurs *Endmembers*, des zones de mixture et des zones non mixtes).

D'un autre côté, l'utilisation des *Endmembers* provenant directement des libraires spectrales avec SAM a aussi fourni des bons résultats. Par exemple, Honarmand *et al.* (2012) ont utilisé une collection de spectres de réflectance acquis par spectrométrie sur le terrain pour cartographier les minéraux d'une surface dans le Sud-Est de l'Iran. Ils ont comparé les résultats obtenus par SAM avec ceux obtenus par la méthode des ratios et par l'application d'un ACP directement pour la cartographie. La méthode SAM a fourni les meilleurs résultats présentant une précision globale de classification de 73,4% (avec un coefficient Kappa de 0.67, c'est-à-dire un accord fort) basée sur 289 échantillons de surface géoréférencés et analyses par spectrométrie. Il est important de comprendre que la source des spectres contenus dans les libraires spectrales peut avoir aussi un effet sur la performance de la classification de pixels par SAM (Hecker *et al.*, 2008). Il est préférable d'utiliser une librairie spectrale composée des spectres acquis sur la surface d'étude qu'une librairie standard.

3 Cadre expérimental

3.1 Site d'étude

La surface visée par la présente étude est celle de la mine Canadian Malartic. Il s'agit d'une mine aurifère à ciel ouvert située dans la ville de Malartic, au nord de la région administrative de l'Abitibi-Témiscamingue, au Québec (48° 7'41.72"N; 78° 7'24.11"O). Géologiquement, la mine se situe à l'intérieur de la province du Supérieur, sur la zone de faille Cadillac-Larder Lake (Wares et Prud'homme, 2013). Le sous-sol de cette province géologique est très riche en minéraux grâce aux nombreux gisements générés par les activités volcaniques et structurales. La roche caractéristique de ce sous-sol est volcanique ultramafique et métasédimentaire (MERN, 2018).

Bien que la partie sud de l'Abitibi-Témiscamingue se caractérise par ses collines, plateaux et dépressions, son relief est majoritairement plat et peu accidenté. Le climat de la région est sec et les précipitations sont relativement faibles. Grâce à la position géographique de l'Abitibi-Témiscamingue, la région n'est affectée ni par les tempêtes provenant de l'océan l'Atlantique ni par les dépressions atmosphériques provenant des Grands Lacs (MERN, 2018).

Les zones ciblées à l'intérieur de la mine par cette étude sont la fosse actuelle et la halde à stériles. Le projet minier complet compte 8761 hectares (Wares et Prud'homme, 2013), mais n'utilise que la partie centre-sud. L'aire de la fosse actuelle a été estimée à 135 hectares (BAPE, 2009). La figure 3 illustre le placement de la fosse et de la halde à stériles à l'intérieur de la mine ainsi que le placement de la ville de Malartic.

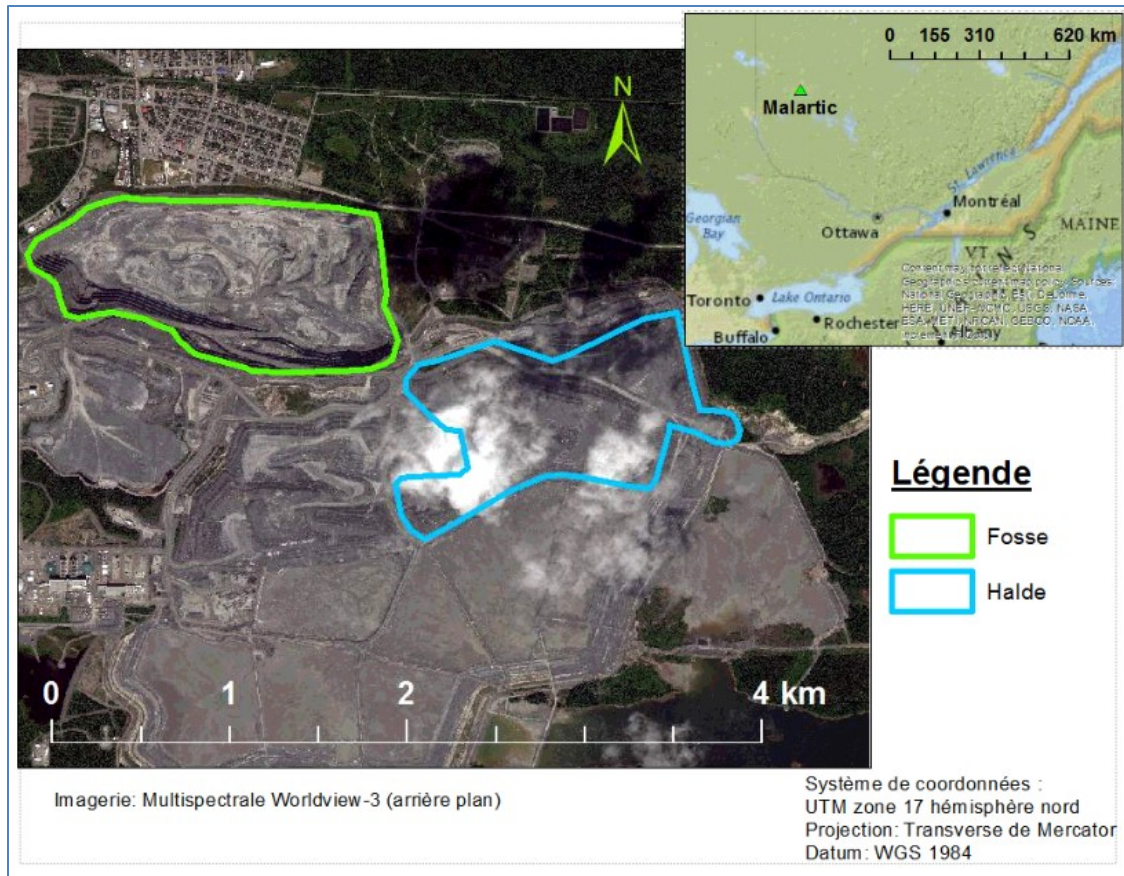


Figure 3 : Localisation de la ville de Malartic et des sites d'intérêt sur la mine

3.2 Description des capteurs imageurs et profileurs

Les données exploitées proviennent de trois capteurs imageurs et de deux systèmes profileurs. La figure 4 illustre les trois capteurs imageurs et les 2 systèmes profileurs utilisés. Une image satellitaire de 17 bandes spectrales couvrant un intervalle d'onde de 450 à 2365 nm a été acquise par le capteur multispectral WorldView 3, (WV-3) (Satimagingcorp, 2016). L'imagerie de basse altitude a été acquise par les capteurs hyper-spectraux Pika II et Pika NIR qui couvrent un intervalle de 400 à 1700 nm (Resonon, 2016). Deux systèmes de spectroscopie portatifs différents ont été

utilisés pour réaliser les mesures des spectres de réflectance. Le système FieldSpec de la compagnie Analytical Spectral Devices (ASD) qui est largement utilisé en géologie et un système de capteurs de la compagnie Ocean Optics (OcOp). Le tableau 1 énumère les caractéristiques spectrales des trois capteurs imageurs.

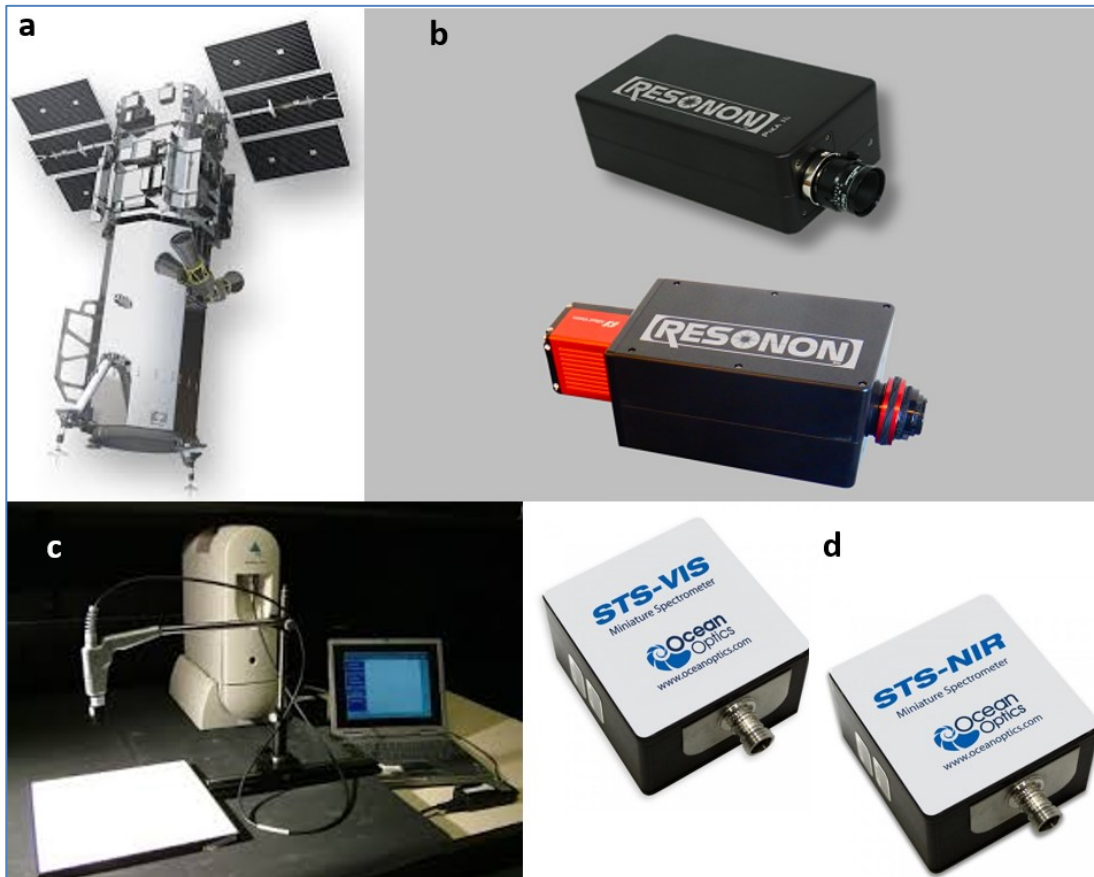


Figure 4 : Capteurs imageurs (a) WorldView-3 (Digital Globe, 2018) et (b) Pika II et Pika NIR (Resonon, 2016). Systèmes profileurs (c) FieldSpec de ASD (NERC Field Spectroscopy Facility, 2018) et (d) STS-VIS/NIR (Ocean Optics, 2016).

Tableau 1 : Caractéristiques spectrales de WV-3, Pika II et Pika NIR, et leurs résolutions spatiales

Capteur	Région spectrale	Nombre de bandes	Longueur d'onde	Résolution spatiale
WV-3	Panchromatique		450 - 800 nm	0,31 m
	Visible et proche infrarouge	8	400 - 450 nm	1,2 m
			450 - 510 nm	
			510 - 580 nm	
			585 - 625 nm	
			630 - 690 nm	
			705 - 745 nm	
			770 - 895 nm	
			860 - 1040 nm	
	Infrarouge d'onde courte	8	1195 - 1225 nm	7,5 m
			1550 - 1590 nm	
			1640 - 1680 nm	
			1710 - 1750 nm	
			2145 - 2185 nm	
			2185 - 2225 nm	
2235 - 2285 nm				
2295 - 2365 nm				
Pika II	Visible et proche infrarouge	120 avant prétraitement	400 - 900 nm Rés. spectrale: 4,16 nm	0,03 m avant prétraitement
Pika NIR	Proche infrarouge	80 avant prétraitement	900 - 1700 nm Rés. spectrale: 10 nm	0,06 m avant prétraitement

Le système de spectrométrie ASD est composé de trois capteurs internes qui fournissent un intervalle spectral de 350 à 2500 nm (Analytical Spectral Devices, 1999). Une fois que les lectures sont faites par les trois capteurs, les mesures sont interpolées pour fournir un spectre dont les valeurs sont présentées à intervalles réguliers. D'un autre côté, le système de spectrométrie OcOp est composé de deux capteurs indépendants. Les mesures spectrales acquises par les spectromètres OcOp, STS-VIS et STS-NIR (Ocean Optics, 2016), couvrent un intervalle spectral de 350 à 1100 nm. Le tableau 2 liste les caractéristiques des deux instruments.

Tableau 2 : Résolutions spectrales et intervalles spectraux des systèmes de spectrométrie ASD et OcOp

Capteur	Région spectrale	Résolution spectrale	Intervalle spectrale
ASD	Visible et proche infrarouge	3 nm	350 - 1050 nm
	Infrarouge d'onde courte 1	10 nm	900 - 1850 nm
	Infrarouge d'onde courte 2	10 nm	1700 - 2500 nm
OcOp	Visible	1 nm	350 - 800 nm
	Proche infrarouge	1 nm	650 - 1100 nm

3.3 Méthodologie

La démarche méthodologique est composée de 4 étapes communes aux deux types de données (les mesures spectrales et l'imagerie). Le concept d'échelle utilisé est lié à la distance entre l'instrument de mesure et la cible. Ainsi, la différence de résolution spatiale entre les images est considérée un changement d'échelle. Les 4 principales étapes sont décrites comme suit:

- 1) L'acquisition des données (imagerie satellite et par ASP, mesures de spectrométrie sur le terrain et en laboratoire).
- 2) Les prétraitements réalisés sur l'imagerie satellite Worldview-3 (WV-3), sur l'imagerie de l'ASP Pika II, et sur les spectres de réflectance provenant des capteurs Ocean Optics (OcOp) et ASD (Fieldspec, ASD).
- 3) L'analyse de la variabilité spectrale de la surface (données de spectrométrie) et des images multi-capteurs.
- 4) L'analyse multi-échelle des spectres de réflectance cherche à mettre en évidence l'effet d'échelle sur les mesures de spectrométrie des échantillons de surface, l'analyse multi-échelle de l'imagerie permet de mettre en évidence les différences entre les cartographies de résolutions spatiales intermédiaires et la correspondance de l'imagerie satellite et acquise par ASP.

La figure 5 décrit plus exactement ces principales étapes de la recherche et l'enchaînement de leurs différents processus.

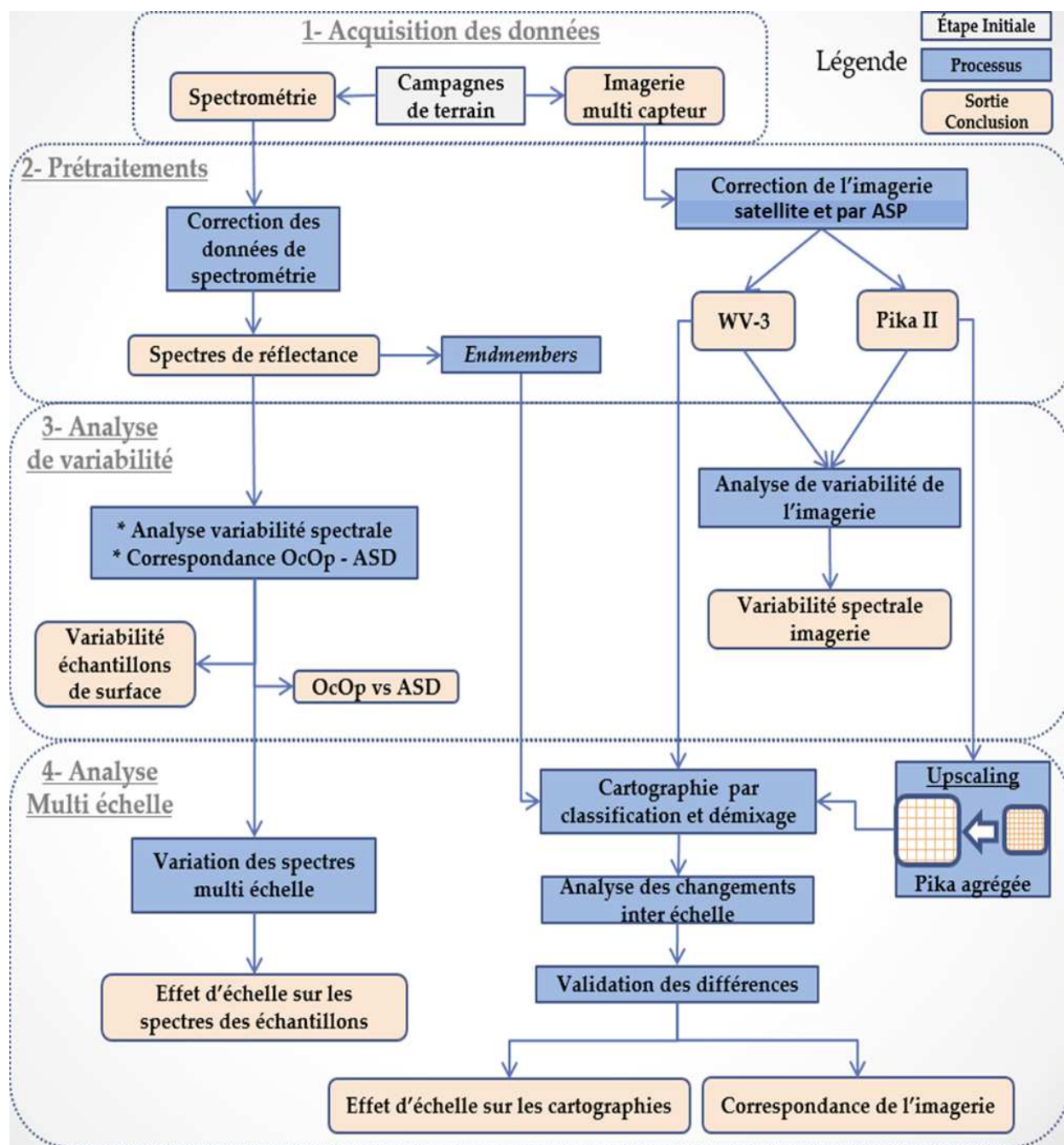


Figure 5 : Diagramme méthodologique

3.3.1 Acquisition des données

Deux campagnes de terrain ont eu lieu dans le cadre de cette recherche et elles ont été planifiées pour répondre aussi aux besoins de trois autres projets de recherche associés. La première campagne a été réalisée entre le 3 et le 5 novembre 2015 et la deuxième entre le 18 et le 20 juillet 2016. La campagne de terrain de novembre 2015 avait comme objectif de se familiariser avec l'environnement minier, de tester l'acquisition de l'imagerie hyperspectrale et de mener un échantillonnage du matériel de la surface minière (fosse et halde à stériles). La campagne de terrain de juillet 2016 avait quant à elle l'objectif principal de réaliser les acquisitions définitives des images par satellite et par ASP, avec les données terrain correspondantes. Les détails sont donnés dans les sections suivantes.

3.3.1.1 Échantillonnages de surface

L'échantillonnage du matériel de la mine de la campagne 2015 a consisté à acquérir les particules de roche de toute taille présentes en surface et pouvant être ramassées par pelletage. Chaque échantillon contenait approximativement 4750 cm^3 (1/4 d'un seau de 19 l) de matériel. Un total de 54 échantillons de la surface minière a été ramassé. Plusieurs endroits à l'intérieur de la mine ont été jugés pertinents du point de vue des géologues pour mener l'échantillonnage. La sélection des endroits cherchait la plus grande variété lithologique. Cette sélection a été limitée par les contraintes de déplacement et de sécurité à l'intérieur de la mine. En conséquence, la distribution spatiale des échantillons a été concentrée sur 5 endroits seulement. La figure 6 illustre le positionnement des 5 endroits échantillonnés. Étant donné cette concentration, cinq échantillons ont été sélectionnés pour mesurer leur spectre de réflectance relative en laboratoire.

Tous les échantillons ramassés durant la campagne de 2015 ont été concassés et puis tamisés (séparés) en laboratoire pour obtenir 2 granulométries différentes par échantillon : Grossière (G) $> 2 \text{ mm}$ et Petite (P) $\leq 2 \text{ mm}$. Cette procédure, incluant le seuil de granulométrie choisi, a été déterminée afin de répondre aux exigences d'autres projets de recherche parallèles à celui-ci. En même temps, ce concassage et tamisage des échantillons en deux tailles de grain différentes ont permis par la suite de tenir compte de l'effet de la granulométrie au moment d'analyser la variabilité spectrale des échantillons de surface en laboratoire.

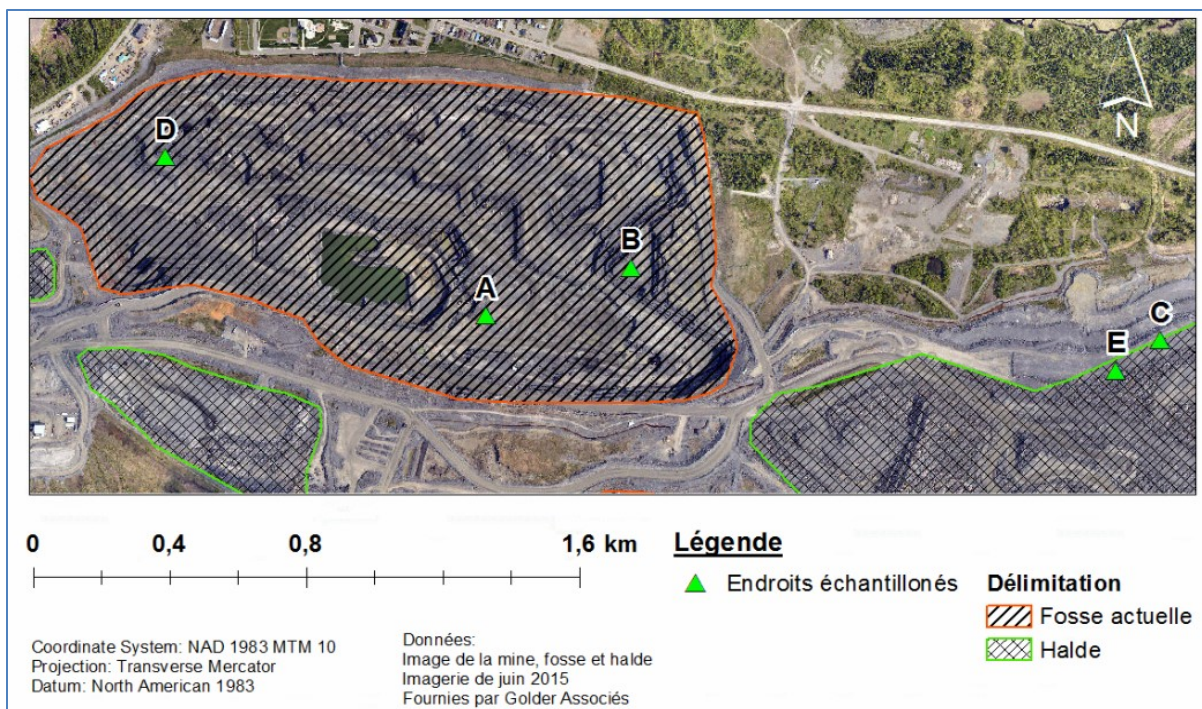


Figure 6 : Localisation des 5 échantillons (A, B, C, D et E) qui correspondent aux 5 endroits de concentration spatiale de l'échantillonnage de surface (Campagne 2015)

Afin d'éviter l'influence de la topographie et de la rugosité sur les mesures de spectrométrie, générée par le versement des échantillons à l'intérieur des placettes (de 60 cm x 60 cm), une brosse a été utilisée pour homogénéiser la surface de chaque échantillon de granulométrie P. La figure 7 illustre deux placettes contenant les deux granulométries (P et G respectivement) d'un seul échantillon de surface.

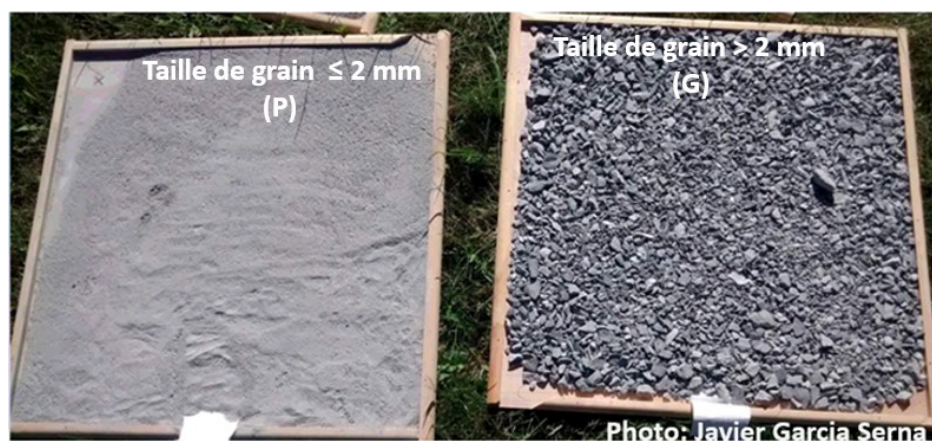


Figure 7 : Échantillon de surface séparé en deux granulométries (P à gauche et G à droite)

Durant la campagne de juillet 2016 trois roches (d'environ 5 kg chacune) considérées caractéristiques de la surface ont été ramassées. La zone d'intérêt a été localisée à l'intérieur de la fosse sur la base des différentes teneurs en or de ses roches (carte fournie par les géologues de Canadian Malartic). Il a été considéré aussi (en réunion avec la division de géologie) que la zone devait être une zone récemment dynamitée mais sécuritaire, c'est-à-dire, sans failles naturelles ou causées par le dynamitage. Bien que les trois roches ramassées ne puissent pas représenter avec précision la lithologie de la fosse, elles ont fourni les spectres de réflectance de référence (*Endmembers*) à utiliser par les méthodes de cartographie. Les trois roches ont été identifiées par les géologues comme étant : du porphyre sodique (PS), du porphyre potassique (PP) et du méta-grauwacke (MG). La figure 8 montre les trois roches caractéristiques de la surface en question.



Figure 8 : Roches caractéristiques de la zone survolée par l'ASP dont le spectre a été utilisé comme *Endmember* (porphyre sodique, PS; porphyre potassique, PP; et méta-grauwacke, MG)

3.3.1.2 Acquisition des spectres en laboratoire

Tous les échantillons ont été soumis au même protocole d'acquisition des spectres de réflectance relative avec le système de spectrométrie ASD. Ce protocole est décrit dans les quatre points suivants :

- Le nombre de scans par spectre mesuré a été prédéfini à 25 et 50 pour les acquisitions sur le terrain et en laboratoire respectivement. Le nombre de scans prédéfini répond au besoin d'augmenter le rapport entre le signal et le bruit dans le cas des mesures en laboratoire et de diminuer le temps d'acquisition des mesures sur le terrain. Un court laps de temps pour l'acquisition de mesures à l'extérieur limite l'influence des changements d'illumination sur les mesures (Analytical Spectral Devices, 1999).
- L'optimisation du capteur permet d'ajuster la sensibilité de l'instrument aux conditions d'illumination au moment de l'acquisition des mesures spectrales. Cette procédure empêche la saturation du capteur.
- La mesure d'un standard de réflectance diffuse (Spectralon d'une valeur de 0,99 à 1300 nm) (Labsphere, 2017).
- La mesure de la réflectance de l'échantillon (préconfiguré à 25 ou à 50 scans).

Afin d'acquérir les mesures spectrales en laboratoire utilisées pour l'analyse de l'effet du changement de l'échelle, 4 empreintes différentes ont été préétablies et la géométrie d'acquisition des mesures a été basée sur l'équation suivante :

$$C_V = 2 \left(d \times \tan\left(\frac{\alpha}{2}\right) \right) \quad (8)$$

Où C_V est le champ de vue instantané projeté au sol, d est la hauteur du capteur positionné au nadir de la cible et α représente l'angle d'ouverture de la lentille du capteur (25°). Les quatre valeurs prédéfinies de C_V ont été : 10, 20, 30 et 40 cm. La réflectance relative de chaque granulométrie (G et P) de chaque échantillon (A, B, C, D et E) a été mesurée depuis les 4 hauteurs différentes obtenues (22,5; 45,1; 67,6 et 90,2 cm). La figure 9 illustre la géométrie du positionnement du capteur par rapport aux échantillons. Un total de 40 spectres de réflectance relative a été acquis. De façon additionnelle, 5 séries de 14 mesures (moyennes de 50 scans) ont été réalisées sur une granulométrie d'un seul échantillon afin de valider la précision (ou la répétabilité) des mesures de réflectance relative acquises par l'ASD sur les échantillons de surface.

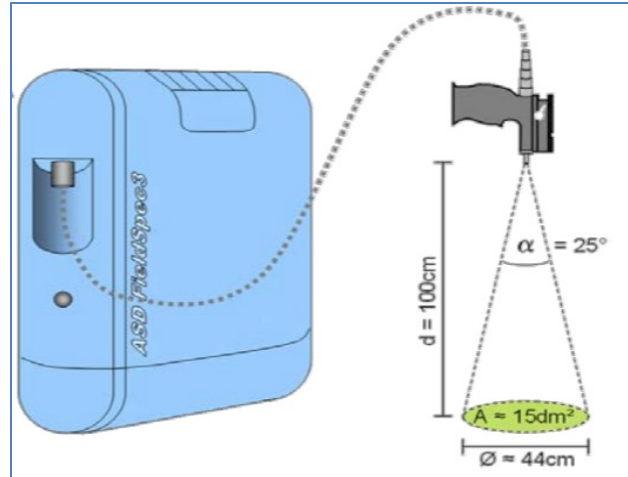


Figure 9 : Géométrie du positionnement du spectroradiomètre ASD par rapport à l'échantillon.

Modifié de Danner et al. (2015)

Les spectres de réflectance relative des trois roches ramassées durant la campagne 2016 (PS, PP et MG) ont été aussi mesurés en laboratoire et le protocole d'acquisition déjà décrit a été employé encore une fois. La géométrie de l'acquisition a cherché à mesurer le spectre d'une des faces de chaque roche. Alors, chaque roche a été placée d'une manière telle qu'une de ses faces soit perpendiculaire au capteur et le capteur a été placé à des hauteurs différentes en raison de la géométrie de chaque roche. Ainsi, l'empreinte du capteur a été située au centre de la surface ciblée. Ces spectres de réflectance relative ont été utilisés comme *Endmembers* pour les traitements de l'imagerie. La figure 10 illustre l'acquisition du spectre de la référence blanche (Spectralon) afin de mesurer le spectre de réflectance relative d'une des roches.



Figure 10 : Acquisition du spectre du Spectralon afin de mesurer le spectre de réflectance relative d'une des roches

Un total de 10 spectres de réflectance relative a été acquis à l'aide des spectromètres Ocean Optics en laboratoire (échantillons A, B, C, D et E; grains G et P). Le même protocole suivi avec le spectroradiomètre ASD a été appliqué. Les capteurs ont été placés à une hauteur d permettant d'avoir une empreinte de 30 cm grâce à un angle de vue de la lentille (14°). Ces mesures ont été utilisées afin de tester l'utilité des systèmes de spectrométrie Ocean Optics dans un contexte minier. En plus des caractéristiques présentées dans la section 3.2, les deux capteurs Ocean Optics sont de petite taille (4 cm x 4,2 cm x 2,4 cm), légers (~ 60 g) et leur assemblage est facile (Ocean Optics, 2016), ce qui les rend attractifs pour l'échantillonnage spectral sur le terrain. D'un autre côté, le spectroradiomètre ASD a une plus grande taille (12,7 cm x 36,8 cm x 29,2 cm) et est moins léger (5,4 kg).

3.3.1.3 Acquisition des spectres sur le terrain

Pendant la campagne de 2016, 34 spectres de réflectance relative ont été acquis sur le terrain à l'aide du spectroradiomètre ASD suivant le protocole d'acquisition déjà décrit. Quatre spectres de réflectance ont été acquis sur 4 bâches de calibration placées sur la zone survolée par l'ASP. Il s'agit de 4 bâches de 6,5%, 12%, 22% et 48% de réflectance fournies par l'équipe d'acquisition de l'imagerie (personnel de l'Institut National de la Recherche Scientifique, INRS). Additionnellement, 30 spectres de réflectance relative de la surface de la zone survolée par l'ASP ont été acquis. Ces 30 spectres de la surface ont été acquis à l'intérieur d'une aire de 15 m x 15 m pour s'assurer qu'un pixel WV-3 dans le SWIR (de 7,5 m de résolution spatiale) puisse être comparé aux mesures. Ces spectres ont été finalement utilisés à des fins de correction radiométrique de l'imagerie. Pour la réalisation de ces mesures sur le terrain le capteur a été utilisé à une hauteur de 1 m approximativement permettant d'avoir une empreinte au sol de 44 cm de diamètre grâce aux 25° d'ouverture de la lentille.

3.3.1.4 Acquisition de l'imagerie satellitaire

L'acquisition de l'imagerie multi-capteurs consistait à obtenir une image satellite recouvrant la fosse et la halde à stériles et à obtenir des images à très basse altitude à l'aide d'un ASP. L'image satellite WV-3, a été acquise par Digital Globe (une compagnie de Maxar Technologies) le 30 juillet 2016 à 16:27 et couvre une aire de 100 km² suivant l'emplacement préalablement établi. Il s'agit d'une image multispectrale de 8 bandes dans la région du VNIR, 8 bandes dans la région du

SWIR et 1 bande panchromatique de 1,2, 7,5 et 0,3 cm de résolution spatiale respectivement. La figure 11 illustre l'image satellitaire WV-3 acquise.

3.3.1.4 Acquisition de l'imagerie par ASP

Afin de réaliser l'acquisition de l'imagerie par ASP une zone récemment dynamitée, sécuritaire et ayant différentes teneurs en or a été localisée à l'intérieur de la fosse. Les capteurs hyperspectraux Pika ont été mis à bord d'un ASP pour survoler cette zone. L'image hyperspectrale acquise est présentée sur la figure 11 (image supérieure à droite).

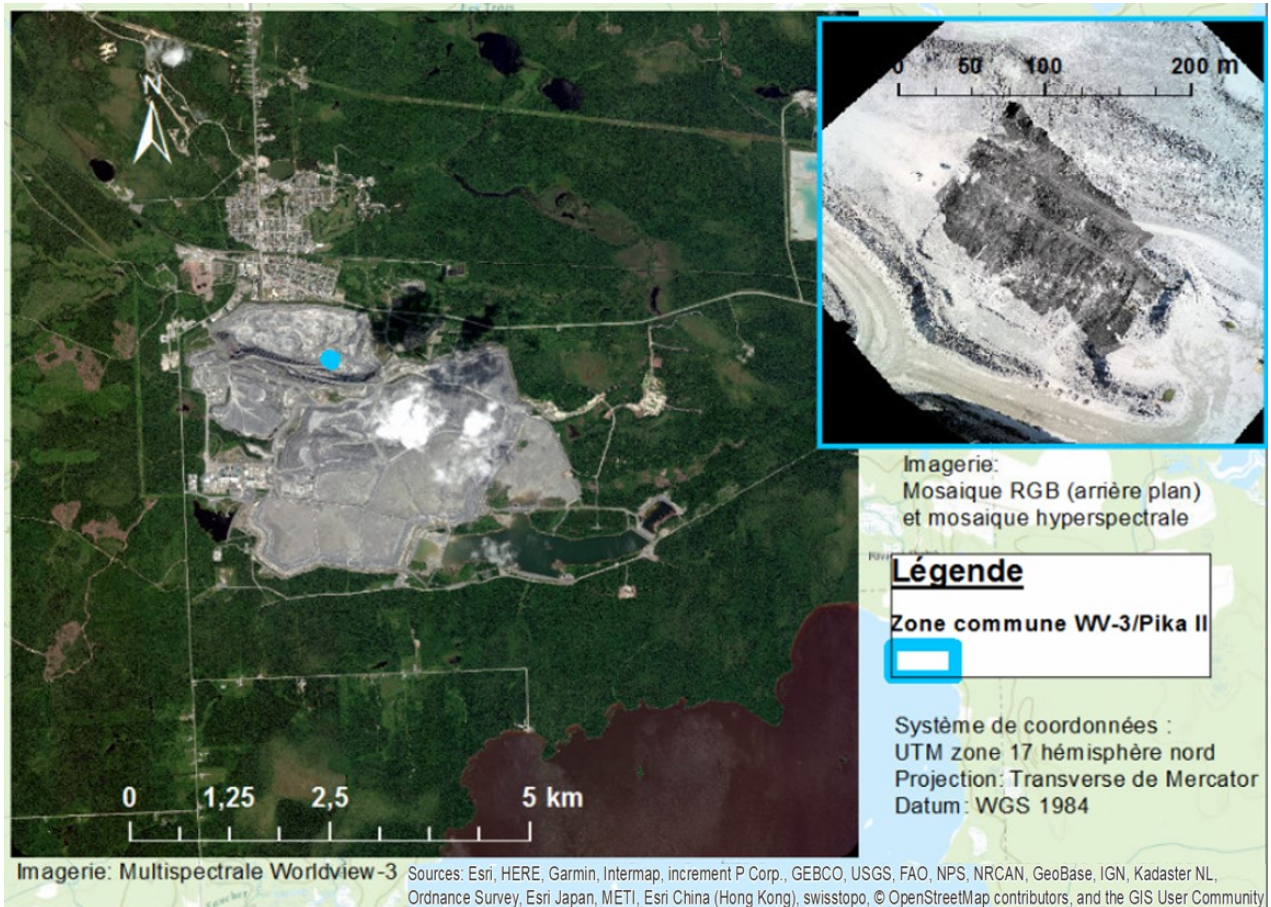


Figure 11 : Imagerie satellitaire WV-3 acquise (à gauche) et hyperspectrale Pika II de très basse altitude (partie supérieure à droite)

Trois vols ont été réalisés par l'ASP le 20 juillet 2016 à environ 50 mètres d'altitude à l'intérieur de la fosse pour obtenir 3 types d'imagerie. Un premier vol a permis d'acquérir plusieurs scènes (images par ligne de vol) et d'avoir enfin une image RGB de 1 cm de résolution spatiale à l'aide

d'une caméra Sony A6000. Cette image RGB a été créée à des fins de géo-référencement des images hyperspectrales. Ensuite, 29 scènes hyperspectrales couvrant la région spectrale du VNIR (400 - 900 nm) ont été acquises par le capteur Pika II à bord de l'ASP. Finalement un troisième vol a permis d'acquérir 19 scènes hyperspectrales couvrant une partie de la région spectrale du SWIR (900 -1700 nm) grâce au capteur Pika NIR. Les résolutions spatiales des images hyperspectrales Pika II et Pika NIR sont 0,03 et 0,06 m respectivement avant les prétraitements. L'ASP employé (présenté dans la figure 12) est le modèle HYDRA-12 de la compagnie Onyxstar. Cet ASP est un multi-rotor qui compte 6 hélices doubles. C'est un gros-porteur : il est capable de transporter une charge effective de 12 kg (Onyxstar, 2017). L'acquisition des images à bord de l'ASP a été réalisée par les collaborateurs de l'INRS-ETE.



Figure 12 : Aéronef Sans Pilote HYDRA-12 utilisé pour les acquisitions d'imagerie à très basse altitude

3.3.2 Prétraitement des données de spectrométrie

Les spectres de réflectance relative mesurés par l'ASD présentent 2 sauts générés par les trois capteurs internes entre les longueurs d'onde 980 – 981 nm et 1780 – 1781 nm. Ces deux sauts ont été corrigés sur la base du spectre provenant du capteur qui mesure les longueurs d'onde entre 981 et 1780 nm. Les valeurs des deux spectres extrêmes ont été ajustées en éliminant la différence existante avec le spectre central. Ensuite, tous les spectres ont été lissés par une moyenne afin de

réduire la composante aléatoire du signal, ou bruit. La figure 13 illustre l'exemple du traitement du spectre de réflectance relative ASD de l'échantillon AP (granulométrie P) brut et corrigé.

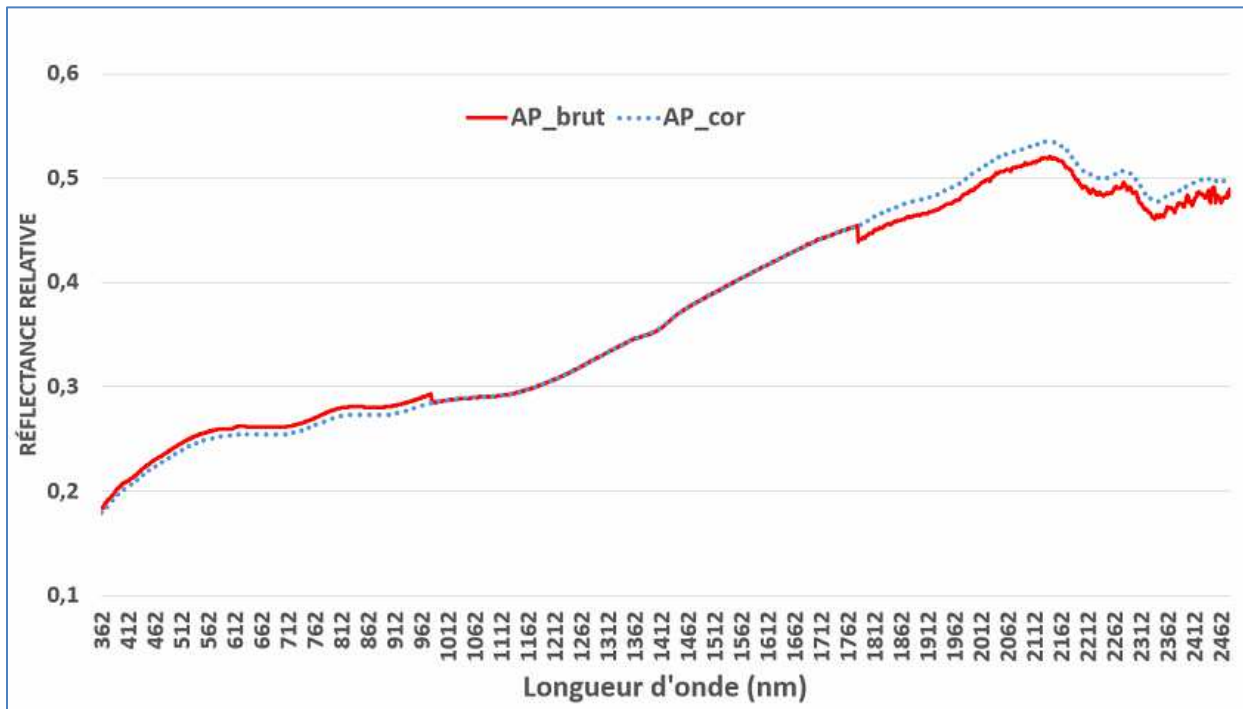


Figure 13 : Spectre de réflectance relative originale (brut) et corrigé (cor) de l'échantillon AP acquis par l'ASD

Quant aux spectres de réflectance relative mesurés par OcOp, chaque échantillon a été mesuré par deux capteurs indépendants STS-VIS et STS-NIR. Les deux spectres obtenus ont été combinés en faisant la moyenne les longueurs d'onde communes étant donné les deux régions spectrales couvertes et les longueurs d'onde non communes réajustées. Les spectres résultants ont été lissés et l'intervalle de longueur d'onde du nouveau spectre réduit. Finalement, les valeurs de réflectance de chaque spectre OcOp traitées ont été ré-échantillonnées sur les longueurs d'onde des spectres ASD afin de pouvoir comparer les deux systèmes. À titre d'exemple des corrections réalisées, la figure 14 illustre les deux spectres de réflectance relative originaux de l'échantillon BP acquis par OcOp et le spectre corrigé.

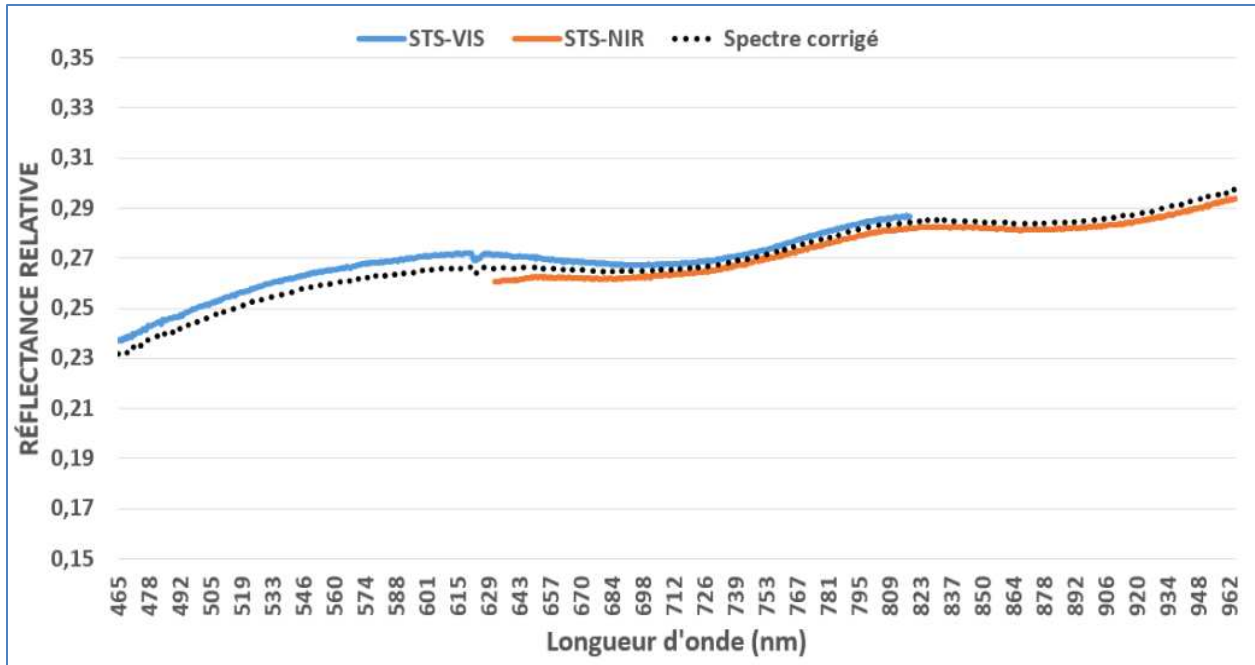


Figure 14 : Spectres de réflectance relative de l'échantillon BP acquis par les capteurs Ocean Optics (STS-VIS et STS-NIR) et spectre corrigé

3.3.3 Prétraitements des images multi-capteurs

Les principales étapes de correction des images multi-capteurs comprennent les corrections radiométriques pour les deux types d'images, les corrections géométriques et la réduction du bruit sur l'imagerie Pika II et le géoréférencement de la mosaïque hyperspectrale obtenue à la fin.

La première étape porte sur les corrections radiométriques sur WV-3. L'image fournie est en luminance relative. Elle a été convertie en luminance absolue, puis en réflectance apparente et pour s'approcher d'une réflectance de surface, la méthode de soustraction par objets obscurs (Kuester, 2016) a été utilisée. La réflectance de la surface minière mesurée sur le terrain avec l'ASD (30 spectres), et captée par un pixel WV-3 dans le SWIR, a permis d'appliquer par la suite un facteur de correction sur tous les pixels de l'image.

La deuxième étape consiste à réaliser les corrections radiométriques et géométriques sur des scènes Pika II. Les 34 scènes hyperspectrales fournies par l'INRS ont subi les traitements suivants : la conversion des comptes numériques (CN) en luminance par étalonnage radiométrique. Puis, la

conversion de luminance en réflectance par la division des valeurs des pixels par la valeur moyenne (de luminance) d'une des bâches de calibration (celle d'une valeur de 22%) présente sur l'imagerie (Richards and Xiuping, 2006). Finalement, pour réduire les effets du roulis, du lacet et du tangage générés par l'ASP (par exemple, la présence des pixels de valeur *No data*), la méthode du plus proche voisin a été utilisée à l'aide de l'option *Georectify* du logiciel Spectronon (Resonon, 2016). La résolution spatiale des scènes hyperspectrales Pika II est passée de 3 cm à 10 cm après cette dernière procédure.

La troisième étape vise la réduction du bruit de l'imagerie Pika II. Le filtre Savitzky-Golay (Vaiphasa, 2006) a été utilisé pour lisser chaque scène (en réduisant la composante aléatoire du signal, ou bruit) et après, les 9 premières bandes spectrales (de 395 à 428 nm) et les 3 dernières (de 878 à 886 nm) ont été éliminées (vu le bruit constaté sur les pixels des bâches de calibration sur l'imagerie). Cette procédure a été réalisée à l'aide du logiciel Spectronon.

La dernière étape est le géoréférencement. L'image RGB (mosaïque de 1 cm/pixel produite par l'INRS) a d'abord été géoréférencée sur l'image WV-3 (déjà géoréférencée par le fournisseur) avec un RMSE de 0,13. Postérieurement, afin de sélectionner les images définitives (qui couvrent la zone d'intérêt) pour créer la mosaïque, chacune des 29 scènes Pika ont été géoréférencées temporellement (sans sauvegarder le géoréférencement réalisé) avec quelques points de contrôle. Toutes les images qui dépassaient la zone d'intérêt n'ont pas été sélectionnées. Par la suite, les 10 scènes Pika II ont été géoréférencées sur l'image RGB pour créer une mosaïque d'image Pika II. La méthode employée pour le mosaïquage se base sur le positionnement des images sur un même système de référence spatiale. La mosaïque obtenue à résolution spatiale de 10 cm.

Seulement les scènes Pika II ont été retenues pour les prochaines étapes de la recherche. Il n'a pas été possible de corriger les scènes Pika NIR à cause d'un mauvais fonctionnement de la station inertielle et du GPS.

3.3.4 Analyse de la variabilité spectrale des échantillons de surface

L'analyse de la variabilité spectrale des échantillons de surface sert à décrire le niveau d'homogénéité de la surface d'intérêt et à interpréter les résultats de l'analyse multi-échelle des mesures de spectrométrie. La variabilité du spectre de réflectance a été analysée pour les 5 échantillons (A, B, C, D et E). Pour chaque granulométrie (G et P), une matrice de corrélation

(coefficient de corrélation de Pearson) et une matrice de RMS (moyenne quadratique) ont été utilisées pour analyser pair-à-pair (spectre vs spectre) la similarité des spectres de réflectance relative. La variabilité spectrale des échantillons est analysée par la corrélation et le RMS des spectres versus une référence (la moyenne du groupe).

Le coefficient de corrélation et le RMS renseignent sur la similarité de la forme et sur la proximité des valeurs respectivement. Ces deux paramètres sont amplement utilisés dans la littérature pour la comparaison des spectres de réflectance (Dennison *et al.*, 2004; Ge *et al.*, 2011). Le coefficient de corrélation de Pearson correspond à la covariance des deux séries de valeurs divisée par la multiplication de leurs écart-types. Ce coefficient varie entre -1 et +1. C'est-à-dire que la corrélation peut être positive ou négative. Un coefficient de 0.5 détermine une corrélation positive forte et un coefficient de -0.5 détermine une corrélation négative forte (Myers *et al.*, 2010).

3.3.5 Analyse de la variabilité des images multi-capteurs

L'analyse de la variabilité des images multi-capteurs vise à déterminer l'homogénéité des images pour interpréter les résultats de l'analyse multi-échelle de l'imagerie, vu l'hypothèse principale de recherche. Une analyse de l'homogénéité a été faite sur l'imagerie Pika II et WV-3 à l'échelle d'origine (Pika II 10 cm/pixel et WV-3 120 cm/pixel) et sur l'imagerie Pika II agrégée par les méthodes suivantes:

- Le calcul de l'écart-type des valeurs des pixels des deux images de résolution spatiale originale.
- L'analyse des distributions des valeurs des pixels observées sur les histogrammes des bandes spectrales des deux images de résolution spatiale originale.
- Le calcul de l'autocorrélation spatiale des valeurs des pixels sur les images de résolution spatiale originale. Cette technique a été utilisée de manière empirique pour déterminer la portée de l'autocorrélation spatiale des pixels et peut être considérée comme une mesure de l'homogénéité (ou de faible variabilité spectrale) de l'imagerie (Aubry et Piégay, 2001; Wu *et al.*, 2000). L'autocorrélation par l'indice de Moran a été appliquée de manière empirique à différentes distances jusqu'à la distance maximale pouvant être appliquée par le logiciel sur l'imagerie Pika II. Puisque la portée est la distance où deux observations ne se ressemblent plus du tout et que les valeurs des pixels de toute l'image ont une faible

variabilité (sont corrélées), elle a été définie au maximum possible (8,4 m, c'est-à-dire 7 pixels pour l'image WV-3 et 84 pixels pour l'image Pika II). Cet indice qui varie généralement entre -1 et 1 (autocorrélation spatiale négative et positive, respectivement) n'est pas strictement borné et peut parfois être supérieure à 1 ou inférieure à -1 (Oliveau, 2010).

- Le calcul de l'écart-type des valeurs des pixels de l'imagerie Pika II agrégée.

3.3.6 Analyse multi-échelle des échantillons de surface

Les analyses multi-échelle des spectres des échantillons de surface cherchent à mettre en évidence l'effet d'un changement dans l'échelle de mesure par spectrométrie sur les spectres de réflectance des échantillons de surface.

L'analyse multi-échelle des mesures spectrales de réflectance par ASD cherchait à constater si un effet dû au changement d'échelle a lieu sur les échantillons de surface (A, B, C, D et E. Granulométrie P et G) sous conditions contrôlées. L'approche est de comparer les spectres de réflectance acquis aux échelles 20, 30 et 40 à ceux acquis à une échelle de référence 10. Cette dernière correspond à la résolution à laquelle les images par ASP ont été acquises, c'est-à-dire 10 cm.

Le coefficient de corrélation de Pearson et la moyenne quadratique s'appliquent aux comparaisons d'échelle pour chaque échantillon (A, B, C, D et E) pour les deux granulométries (G et P). Si un effet d'échelle a lieu pour les mesures ASD, on s'attendrait par exemple à ce que la similarité des spectres (forme et valeurs) diminue avec l'échelle.

3.3.7 Analyse multi-échelle des images multi-capteurs

Les analyses multi-échelle de l'imagerie multi-capteurs cherchent à mettre en évidence l'effet d'un changement d'échelle d'acquisition de l'imagerie sur la cartographie de la surface d'intérêt. Ce changement d'échelle provient de l'effet d'éloignement du capteur. L'approche a consisté à analyser les différences des cartographies entre l'image Pika II (10cm/pixel), 5 images Pika de résolutions spatiales plus grossières issues d'un processus d'agrégation et l'image WV-3 (120cm/pixel). Cette approche se décompose en 5 étapes principales : la délimitation de la surface

à traiter, l'agrégation des images Pika II, l'application de méthodes de cartographie, l'analyse des changements inter-échelle et la validation des différences. Ces étapes sont décrites dans les paragraphes suivants.

La première étape permet la délimitation de la surface à traiter. Les deux images (WV-3 et Pika II) ont été superposées afin de déterminer la surface commune. Puis, un fichier vecteur a été créé pour délimiter cette surface. Deux critères ont guidé cette vectorisation : le suivi des contours de l'image de plus faible étendue (Pika II) et l'exclusion de la surface ayant subi des changements. Ces changements observés entre la date des acquisitions par ASP et la date d'acquisition de l'image satellite (10 jours après) ont été causés par le ramassage d'une partie du matériel qui composait la surface d'intérêt. La surface commune vectorisée correspond à la zone commune illustrée sur la figure 15 (en rouge). Une fois délimitée la zone commune, un carré a été créé à l'intérieur de celle-ci en format vectoriel pour découper les images WV-3 et Pika II. La taille du vecteur carré a été limitée par la présence de pixels de type *No data* générés lors du mosaïquage. La forme de carré s'explique par la méthode de validation des différences employée. Ce carré représente la zone d'analyse de l'imagerie illustrée sur la figure 15 (en bleu).

La deuxième étape porte sur l'agrégation des images Pika II. La méthode retenue pour produire des images Pika II à différentes échelles (résolutions spatiales) a été l'agrégation par la moyenne. Cette méthode a été considérée la plus pertinente étant donné que l'objectif est de « simuler » l'effet d'éloignement de la surface lorsque l'ASP augmente son altitude. Les résolutions spatiales ont été définies comme étant les diviseurs de 120 (résolution spatiale WV-3 en cm). C'est-à-dire, 10 (Pika II résolution spatiale originale), puis 20, 30, 40, 60 et 120 (cm). Ainsi, le dernier niveau d'agrégation correspond à la résolution spatiale de l'image WV-3.

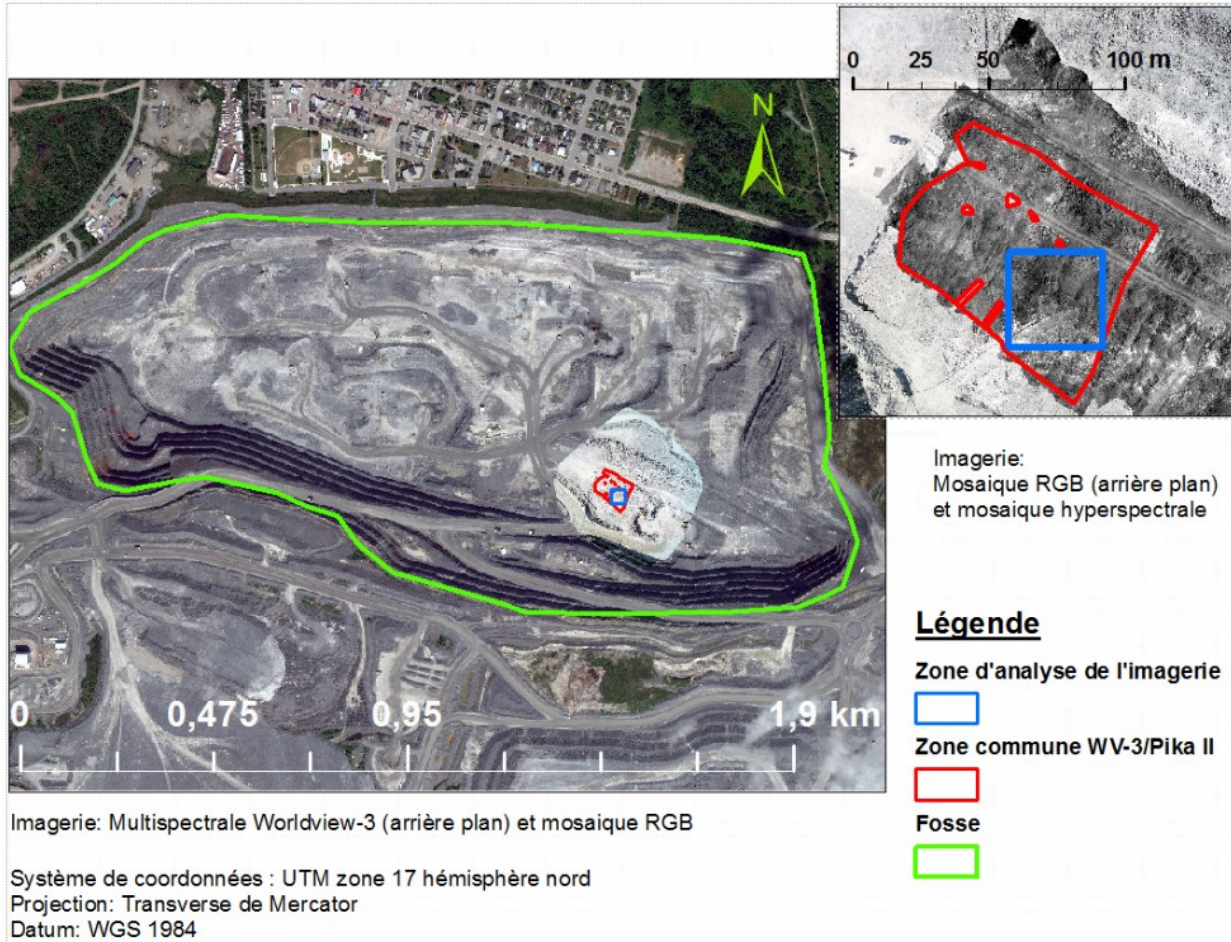


Figure 15 : Localisation de la zone survolée à l'intérieur de la fosse, zone commune entre l'imagerie WV-3 et Pika II et zone utilisée pour l'analyse de l'effet d'échelle

La troisième étape consiste à appliquer les méthodes de cartographie. Ainsi, deux méthodes de cartographie sont appliquées sur toutes les images (Pika II échelles 10, 20, 30, 40, 60 et 120 et WV-3). Les deux approches sont présentées à la Section 2.3. La première méthode de classification est le *Spectral Angle Mapper* (SAM) qui mesure la distance spectrale angulaire entre les pixels et les *Endmembers* (Girouard *et al.*, 2004). La deuxième méthode est le démixage spectral *Mixture Tuned Matched Filtering* (MTMF), qui est une approche de démixage linéaire partiel de pixels mixtes (Mundt *et al.*, 2007). L'intérêt d'utiliser ces deux méthodes supervisées est d'observer l'effet dû au changement d'échelle sur des méthodes typiquement utilisées pour la cartographie minéralogique.

La procédure suivie pour la méthode SAM comprenait les points suivants :

- Le spectre de réflectance relative des 3 roches considérées comme *Endmembers* a été réduit de l'intervalle spectral de l'ASD (VNIR-SWIR) à l'intervalle spectral de l'imagerie Pika II (VNIR) et réchantillonné selon leurs spectres pour correspondre aux bandes spectrales de l'imagerie Pika II.
- La détermination de la distance angulaire (α) à utiliser entre les pixels et les *Endmembers*. D'autres études, comme celle de Honarmand *et al.* (2012), utilisent la connaissance déjà existante pour étalonner la distance angulaire à utiliser. Cependant, n'ayant pas recours à une cartographie minérale ou lithologique de la zone analysée et vu la nature de la surface, la distance angulaire (α) utilisée ($5,7^\circ$) semblait la plus adéquate. La valeur de la distance a été ajustée de manière empirique pour éviter le classement d'un pixel sur plus d'un regroupement (vu que SAM ne fournit pas des proportions sur un pixel).

Quant à MTMF, les points les plus importants de la démarche sont les suivants :

- La transformation de l'imagerie Pika II par un MNF. Ce qui est une étape indispensable pour appliquer un MTMF.
- Les spectres des trois roches utilisées pour la méthode SAM ont été utilisés comme *Endmember*.
- MTMF produit pour chaque *Endmember* une image de proportions (MF) et une image dont les valeurs d'infaisabilité déterminent les faux positifs (MT). Un seuil de sélection des valeurs MF et MT détermine les pixels appartenant à un *Endmember*. Le seuil de détection peut être déterminé sur la base d'une cartographie existante ou sur la base des régions d'intérêt (ROI) identifiées à l'intérieur de l'imagerie (Boardman *and* Kruse, 2011; McDowell *and* Kruse, 2015). Cependant, l'absence d'une vérité déjà existante et la nature du matériel de surface a limité les possibilités pour étalonner le seuil. Il a été donc établi de manière empirique cherchant les plus fortes valeurs de MF et les plus faibles valeurs d'infaisabilité. Le seuil de sélection a été : MF > 0.08 et excluant faux positifs > 5. La figure 16 illustre, à titre d'exemple, les valeurs comprises par ce seuil (en rouge) pour le spectre de réflectance de référence de la roche PS.

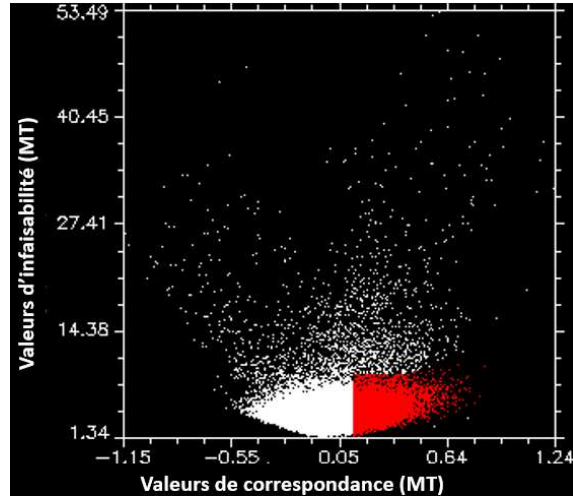


Figure 16 : Valeurs d’infaisabilité (MT) en fonction des valeurs de correspondance (MF) à un des *Endmembers* pour les pixels de l’imagerie Pika II. La zone rouge illustre les pixels retenus par le seuil : $MF > 0.08$ et excluant faux positifs > 5

La combinaison des images des 3 *Endmembers* produit la cartographie par MTMF. Les classes ou regroupements dérivés de la cartographie par MTMF n’ont pas une signification thématique. L’intérêt est mis sur la distribution spatiale de ces regroupements à chaque échelle. Puisque l’avantage de MTMF est d’identifier la présence des différents *Endmembers* par pixel, les 3 images contenant les pixels sélectionnés pour chaque *Endmember* ont été combinées pour identifier 7 classes différentes. Le tableau suivant illustre les 7 classes composées par la présence ou absence des 3 *Endmembers*. La combinaison simultanée des *Endmembers* MG, PP et PS (1, 1, 0) n’a pas été identifiée. Le MTMF utilisant les seuils déjà décrits n’a trouvé aucun pixel ayant cette combinaison.

Tableau 3 : Classes identifiées pour la cartographie par MTMF issues de la combinaison des 3 *Endmembers*. (porphyre sodique, PS; porphyre potassique, PP; et méta-grauwacke, MG). Le codage binaire correspond respectivement à la présence (1) ou non (0) du

Endmember

Classes	MG	PP	PS
1	0	0	0

2	0	0	1
3	0	1	0
4	1	0	0
5	0	1	1
6	1	0	1
7	1	1	1

La quatrième étape concerne l'analyse des changements inter-échelle. Cette analyse des changements est réalisée sous la perspective d'un éloignement du capteur. Les proportions et les distributions spatiales des classes de WV-3 et de Pika II (agrégée) sont comparées à celles de Pika II à l'échelle d'origine. La distribution spatiale des classes obtenues par les méthodes de classification sur chaque échelle est analysée et puis comparée à celle de l'échelle de référence. Ainsi l'imagerie Pika II 10 cm classifiée est comparée avec Pika II agrégée et classifiée à 20, 30, 40, 60 et 120 cm. L'intérêt est mis sur les changements des distributions spatiales de tous les groupes non thématiques de pixels « classes » au fur et à mesure que l'échelle varie. Alors, les pixels identifiés comme non classés sont aussi pris en considération pour cette étape et pour la validation des différences.

La dernière étape porte sur la validation des différences. L'approche pour valider les différences des distributions spatiales en fonction de l'échelle est l'utilisation de la précision globale et du coefficient Kappa calculés sur des matrices de confusion où la « vérité de terrain » est l'image Pika II de 10 cm. Ces deux mesures statistiques ont été largement utilisées dans le domaine du traitement des images pour valider la correspondance entre une image de référence et l'image classifiée. La précision globale est calculée par le nombre total de pixels correctement classifiés (la diagonale de la matrice) divisé par le nombre total de pixels. De manière complémentaire les erreurs d'omission et de commission dérivés de la validation des cartographies par les matrices de confusion ont été aussi utilisées pour expliquer plus exactement les effets dus au changement de l'échelle. Les erreurs d'omission font référence aux pixels erronément classés dans la classe d'intérêt. Les erreurs de commission renseignent sur les pixels appartenant à la classe d'intérêt qui

sont classés dans d'autres classes. D'un autre côté, le coefficient Kappa est une mesure de la correspondance qui prend en considération tous les éléments de la matrice (Richards and Xiuping, 2006). Ce coefficient K est calculé par l'équation suivant :

$$K = \frac{P_A - P_H}{1 - P_H} \quad (9)$$

Où P_A correspond à la proportion d'accords et P_H correspond à la proportion de cas où un accord peut être dû au hasard. Le résultat du coefficient Kappa détermine l'ordre de grandeur de l'accord. Un accord presque parfait entre les deux classifications est proche de 1, tandis qu'un désaccord peut être même plus petit que 0.

Étant donné que la validation est faite pixel à pixel en utilisant les méthodes déjà décrites, il est nécessaire de redimensionner les images de cartographie WV-3 de 120 à 10 cm. Ainsi, un pixel WV-3 (120 cm) appartenant à une classe X devient 12 x 12 pixels appartenant à la même classe. Cette méthode a déjà été utilisée dans le cadre d'une validation de cartographies multi-échelles par Kruse *et al.* (2011). Pour compléter, l'écart-type moyen de la réflectance des images (Pika II, Pika II agrégées et WV-3) est calculé en fonction de l'échelle pour expliquer l'effet de l'agrégation sur les cartographies.

3.3.8 Correspondance Ocean Optics – FieldSpec ASD

L'analyse de la similarité des mesures entre les deux systèmes (OcOp et ASD) est réalisée en se basant sur la corrélation entre les spectres ASD et OcOp des granulométries G et P. Le RMS est un moyen qui a déjà été utilisé pour la comparaison des spectres de différents spectromètres (Ge *et al.*, 2011). Il est employé pour comparer les deux types de spectres de réflectance. En plus, un test statistique Z a été utilisé pour déterminer si l'hypothèse qui dit qu'il n'existe pas une différence significative entre les mesures ASD et OcOp est rejetée ou non. Il s'agit d'un test statistique paramétrique qui sert à comparer deux échantillons appariés dont le nombre d'effectifs est supérieure à 30 (Myers *et al.*, 2010).

L'autre approche considérée cherche à montrer de manière empirique si les deux capteurs identifient de manière similaire les échantillons en se basant sur un indice spectral. La forme des spectres de réflectance a été employée depuis plus de 30 ans pour l'identification de lithologies et de minéraux en exploitant par exemple les pics d'absorption caractéristiques (Gupta, 2003). Un

des moyens utilisés pour exploiter la forme des spectres de réflectance pour l'identification de cibles en contexte géologique porte sur les indices spectraux (Van der Meer *et al.*, 2012). À la différence des indices conventionnels, qui lient les spectres à un minéral ou à une lithologie donnée, l'indice proposé cherche simplement à distinguer chaque spectre des autres par sa forme. Une application similaire n'a pas été trouvée dans la littérature. Une fois corrigés les spectres de réflectance relative des échantillons acquis par les deux instruments, il a été constaté que tous les spectres possèdent deux creux et deux sommets (positionnés à 738 et 900 nm et à 578 et 823 nm respectivement). Ces creux et sommets ont été utilisés pour créer l'indice empirique rb décrit à l'équation 9. Après l'application de l'indice, on observe si l'ordre de grandeur de l'indice pour les spectres OcOp est similaire à celui des spectres ASD. L'indice de bandes spectrales rb suivant a été alors créé :

$$rb = \frac{B738+B900}{B578+B823} \quad (10)$$

4 Résultats

4.1 Prétraitement des images multi-capteurs

Parmi les scènes hyperspectrales Pika II acquises durant la campagne de juillet 2016 et puis présélectionnées par le fournisseur, étant donné la couverture spatiale, seulement 10 ont été sélectionnées pour créer une mosaïque de 108 bandes spectrales après tous les prétraitements. Le géoréférencement des scènes Pika II a dû être réalisé de façon manuelle à l'aide de points de contrôle. Le RMSE obtenu du géo référencement des 10 scènes est de $0,21 \pm 0,2$ m. Les images finales ont une résolution spatiale de 0,1 m

Quant à l'imagerie satellitaire WV-3, elle a été acquise 10 jours après la campagne de terrain. L'image a fourni une couverture totale de la fosse et des haldes à stériles. La couverture nuageuse lors de l'acquisition de l'image a affecté la zone des haldes à stériles. Cependant, la zone correspondante à la fosse a été épargnée de cet effet. Seulement les bandes spectrales du VNIR ont été sélectionnées pour les traitements étant donné la région spectrale couverte par le capteur Pika II.

4.2 Prétraitement des données de spectrométrie

Pour mettre en évidence la répétabilité des mesures de spectrométrie avec le spectroradiomètre ASD dans le cadre de l'étude, plusieurs mesures ont été réalisées et la précision a été calculée. Ainsi, la précision calculée par l'écart-type des mesures des spectres de réflectance relative sur un seul échantillon est de $\pm 0,001$. Ceci témoigne de la bonne répétabilité des mesures du spectre de réflectance relative avec l'instrument ASD considéré. L'intervalle spectral des spectres de réflectance relative après prétraitement est de 400 à 2450 nm. La figure 17 illustre les 10 spectres de réflectance relative acquis par l'ASD sur les échantillons A, B, C, D et E de granulométries G et P après prétraitement. Les spectres de réflectance relative des échantillons de granulométrie grossière, G ($G > 2$ mm) présentent des valeurs plus faibles que ceux des échantillons de granulométrie fine P ($P \leq 2$ mm).

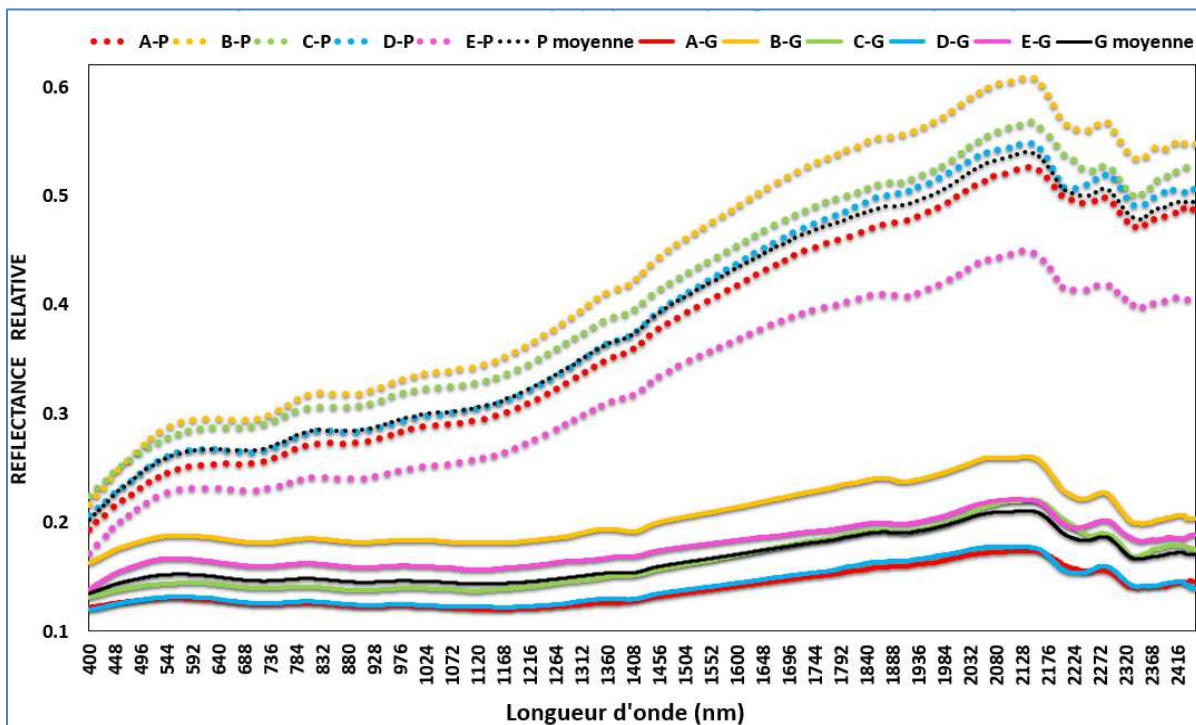


Figure 17 : Spectres de réflectance relative ASD corrigés (échantillons A, B, C, D et E). En pointillé la granulométrie P (≤ 2 mm). En ligne continue la granulométrie G (> 2 mm)

4.3 Analyse de la variabilité spectrale des échantillons de surface

La variabilité des spectres de réflectance relative des échantillons A, B, C, D et E (granulométrie G et P) d'échelle 10 (empreinte du capteur ASD de 10 cm de diamètre) a été analysée de deux façons. D'abord, les spectres ont été comparés entre eux. Ensuite, chaque spectre a été comparé avec un spectre de référence. Ainsi, pour chaque granulométrie (G et P), une matrice de corrélation (coefficient de corrélation de Pearson) et une matrice de valeurs RMS ont été créées. Les quatre matrices et les relations d'intérêt associées peuvent être appréciées dans le tableau 4. Après, pour chaque granulométrie, chaque spectre de réflectance relative a été comparé au spectre représentatif (le spectre moyen) du groupe par le RMS et le coefficient de corrélation de Pearson. Le tableau 5 montre les valeurs obtenues de la comparaison de chaque spectre avec le spectre moyen du groupe (granulométrie G ou P).

Tableau 4 : Matrices de RMS et de corrélation (Pearson) entre les spectres d'échelle 10 des échantillons A, B, C, D et E. Granulométrie G (en haut) et granulométrie P (en bas).

Matrice de RMS granulométrie G						Matrice de corrélation granulométrie G							
Echantillons	A	B	C	D	E	Echantillons	A	B	C	D	E		
A	0	0.067	0.027	0.003	0.040	A	1	0.977	0.988	0.994	0.983		
B	0.067	0	0.042	0.065	0.028	B	0.977	1	0.979	0.989	0.983		
C	0.027	0.042	0	0.025	0.016	C	0.988	0.979	1	0.984	0.992		
D	0.003	0.065	0.025	0	0.037	D	0.994	0.989	0.984	1	0.986		
E	0.040	0.028	0.016	0.037	0	E	0.983	0.983	0.992	0.986	1		
MIN :		0.003	MAX :	0.067	Moy :	0.035	MIN :		0.977	MAX :	0.994	Moy :	0.985
Matrice de RMS granulométrie P						Matrice de corrélation granulométrie P							
Echantillons	A	B	C	D	E	Echantillons	A	B	C	D	E		
A	0	0.062	0.036	0.018	0.052	A	1	0.999	1.000	1.000	0.998		
B	0.062	0	0.029	0.045	0.114	B	0.999	1	0.999	0.999	0.999		
C	0.036	0.029	0	0.020	0.086	C	1.000	0.999	1	0.999	0.998		
D	0.018	0.045	0.020	0	0.069	D	1.000	0.999	0.999	1	0.999		
E	0.052	0.114	0.086	0.069	0	E	0.998	0.999	0.998	0.999	1		
MIN :		0.018	MAX :	0.114	Moy :	0.053	MIN :		0.998	MAX :	1.000	Moy :	0.999

Dans la partie supérieure du tableau on peut observer que les échantillons de granulométrie G ayant le plus grand RMS (A et B), ont la plus faible corrélation aussi. Cependant, pour les échantillons de granulométrie P (partie inférieure du tableau) cette correspondance n'existe pas. C'est-à-dire, que les échantillons ayant le plus grand RMS (B et E) ne sont pas les mêmes qui

présentent la plus faible corrélation (A et E). Le RMS et le coefficient de corrélation renseignent sur la proximité des valeurs des spectres et sur la similarité de la forme du spectre respectivement. Les valeurs obtenues à partir des matrices montrent que les échantillons de grande taille (G) comme ceux de faible taille (P) sont très corrélés et présentent un très faible RMS (Groupe G : un RMS moyen 0,035 et une corrélation moyenne de 0,985; Groupe P : un RMS moyen de 0,053 et une corrélation moyenne de 0,999).

Tableau 5 : Comparaisons (coefficient de corrélation de Pearson et RMS) entre les spectres des échantillons vs un spectre moyen pour la granulométrie G (en haut). Comparaisons entre les spectres des échantillons vs un spectre moyen pour la granulométrie P (en bas).

Corrélation spectre vs spectre moyen (granulométrie G)		RMS spectre vs spectre moyen (granulométrie G)	
A vs spectre moyen	0.993	A vs spectre moyen	0.027
B vs spectre moyen	0.992	B vs spectre moyen	0.040
C vs spectre moyen	0.995	C vs spectre moyen	0.006
D vs spectre moyen	0.996	D vs spectre moyen	0.025
E vs spectre moyen	0.995	E vs spectre moyen	0.013
Moyenne des corrélations	0.994	Moyenne des valeurs RMS	0.022
<hr/>			
Corrélation spectre vs spectre moyen (granulométrie P)		RMS spectre vs spectre moyen (granulométrie P)	
A vs spectre moyen	1.000	A vs spectre moyen	0.013
B vs spectre moyen	1.000	B vs spectre moyen	0.050
C vs spectre moyen	1.000	C vs spectre moyen	0.023
D vs spectre moyen	1.000	D vs spectre moyen	0.006
E vs spectre moyen	0.999	E vs spectre moyen	0.064
Moyenne des corrélations	1.000	Moyenne des valeurs RMS	0.031

La partie supérieure du tableau présente les résultats de la comparaison entre les spectres de réflectance relative des échantillons de granulométrie G et le spectre moyen qui sert de référence. Toutes les valeurs de RMS montrent que les intensités de tous les spectres sont très similaires. Toutes les valeurs du coefficient de corrélation montrent que la forme des spectres de réflectance est très similaire aussi. La partie inférieure du tableau présente les résultats de la comparaison entre les spectres de réflectance relative des échantillons et le spectre moyen pour la granulométrie G. En observant les valeurs de RMS et de corrélation il peut être induit également pour la granulométrie P, que les amplitudes de tous les spectres sont très proches et que la forme des spectres de réflectance est très similaire.

Quant à l'effet de la granulométrie, un RMS de 0,23 et un coefficient de corrélation de 0,92 entre les spectres moyens de chaque granulométrie indiquent la similarité des valeurs et des formes des spectres. Cependant, cette similarité est moins forte qu'à l'intérieur de chaque groupe (G et P). Il existe une claire différence entre les intensités des deux groupes de granulométries qui peut être observée sur la figure 17.

4.4 Analyse multi-échelle des échantillons de surface

Le spectre de réflectance relative de chaque échantillon (A, B, C, D et E) de granulométrie G ou P a été mesuré à différentes échelles (10, 20, 30 et 40 cm d'empreinte au niveau du sol). Le coefficient de corrélation de Pearson et le RMS ont été utilisés pour comparer les échelles 20, 30 et 40 avec l'échelle de référence 10. Les résultats pour la granulométrie G et pour la granulométrie P sont illustrés sur les figures 18 et 19 respectivement. Chaque échantillon (couleur) décrit de gauche à droite les corrélations entre les échelles considérées et l'échelle de référence 10. Par exemple, 10-20 indique la corrélation entre l'échelle 20 et l'échelle 10.

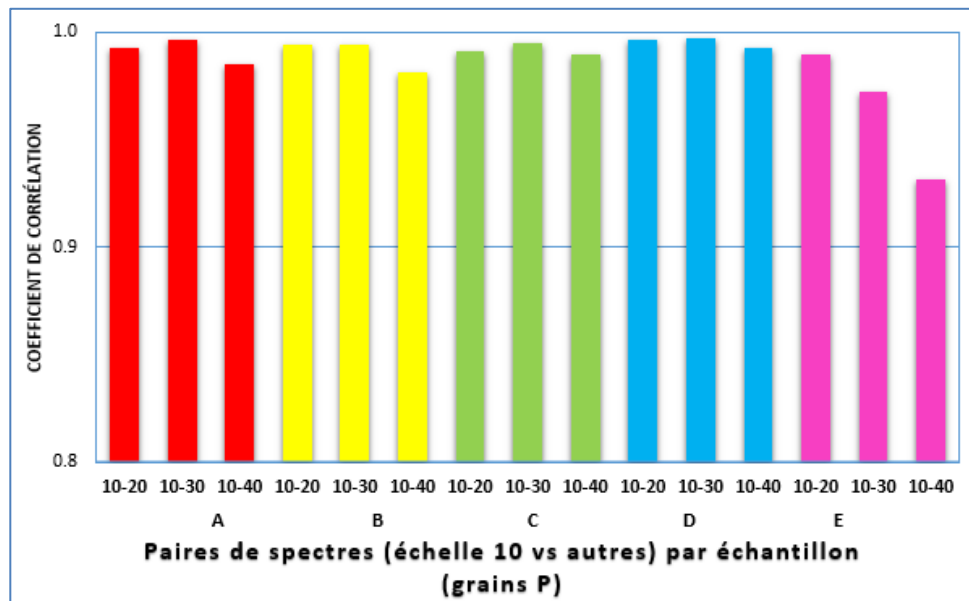


Figure 18 : Coefficients de corrélation entre les échelles 10 cm et 20, 30 et 40 par échantillon (A, B, C, D et E) pour la granulométrie G en fonction de l'échelle

Les valeurs du coefficient de corrélation inter-échelle observées pour chaque échantillon de granulométrie G sont très fortes ($r > 0,93$). Dans le cas de l'échantillon (E), on observe une diminution du coefficient de corrélation inter-échelle au fur et à mesure que la distance entre les

échelles augmente (10 vs autres). Aucun autre échantillon ne présente un patron lié à l'augmentation de la distance entre les échelles. Cependant, les valeurs du coefficient de corrélation restent très fortes pour tous les échantillons.

Dans le cas de la granulométrie P, les valeurs du coefficient de corrélation inter échelle observées pour chaque échantillon sont très fortes ($r > 0,99$). Aucun patron lié à l'augmentation de la distance entre les échelles (10 vs autres) n'a été mis en évidence pour les échantillons de granulométrie P sur la figure 19. L'échelle des valeurs du coefficient de corrélation utilisée (axe des ordonnées) de ce diagramme est la même que celui du diagramme à barres pour la granulométrie G.

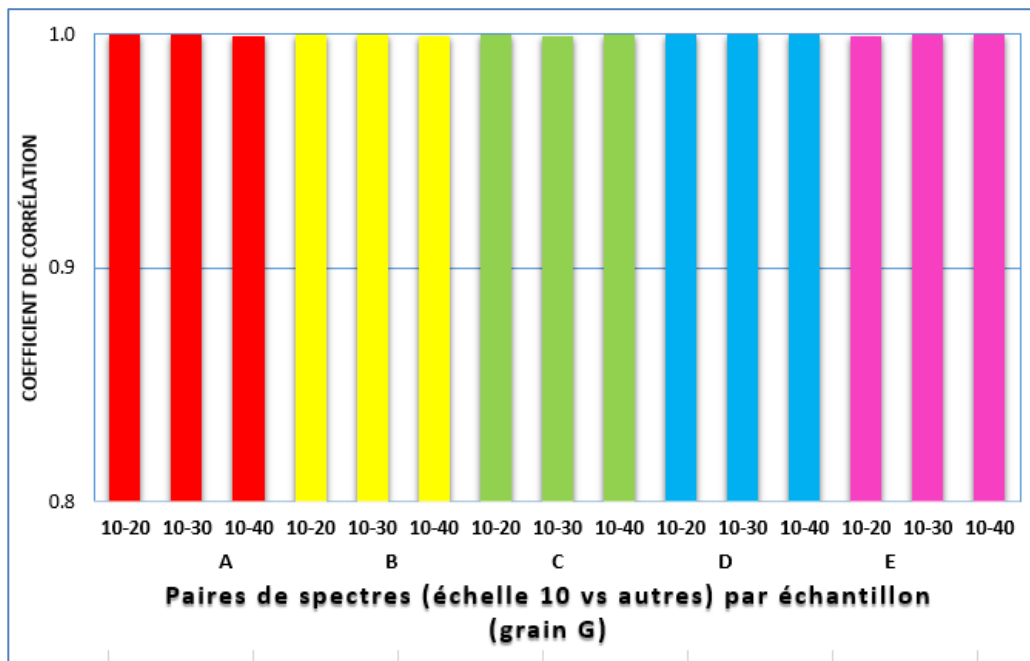


Figure 19 : Coefficients de corrélation entre les échelles 10 cm et 20, 30 et 40 par échantillon (A, B, C, D et E) pour la granulométrie P en fonction de l'échelle

Quant aux valeurs de RMS inter échelle de tous les échantillons pour les deux granulométries, elles sont toutes très faibles. Dans le cas de la granulométrie G les valeurs de RMS sont plus petites que 0,034. Pour la granulométrie P, les valeurs de RMS sont plus petites que 0,030.

4.5 Analyse de la variabilité des images multi-capteurs

Pour mettre en relief la variabilité spectrale de l'image WV-3 et celle de l'image Pika II de résolution spatiale d'origine (120 cm et 10 cm respectivement), quelques statistiques descriptives

ont été calculées pour toutes les bandes spectrales. La moyenne et l'écart-type des images donne un premier aperçu de la variabilité spectrale par la concentration des valeurs des pixels. L'image WV-3 présente une valeur moyenne de réflectance relative de 0,11 (moyenne des valeurs moyenne de chaque bande) et un écart-type de 0,04 (moyenne des écart-types de chaque bande). De l'autre côté, l'image Pika II présente une valeur moyenne de réflectance relative de 0,28 (moyenne des valeurs moyenne de chaque bande) et un écart-type de 0,09 (moyenne des écart-types de chaque bande).

La variabilité spectrale des images peut être mise en relief aussi par l'analyse de leurs histogrammes. L'expression « niveau de gris » est utilisée ici pour faire référence à la luminosité des images. Les valeurs des pixels des deux images se situent dans des faibles niveaux de gris et sont peu dispersées. La concentration des valeurs de réflectance dans les faibles niveaux de gris est cependant plus marquée pour l'imagerie WV-3 que pour l'imagerie Pika II. Cette observation est mise en évidence par la position des pics les plus grands de chaque histogramme (WV-3 autour de 0,07 et Pika II autour de 0,22). Les histogrammes de toutes les bandes WV-3 et Pika, exposés sur la figure 20, démontrent cette concentration des valeurs des pixels dans les faibles niveaux de gris.

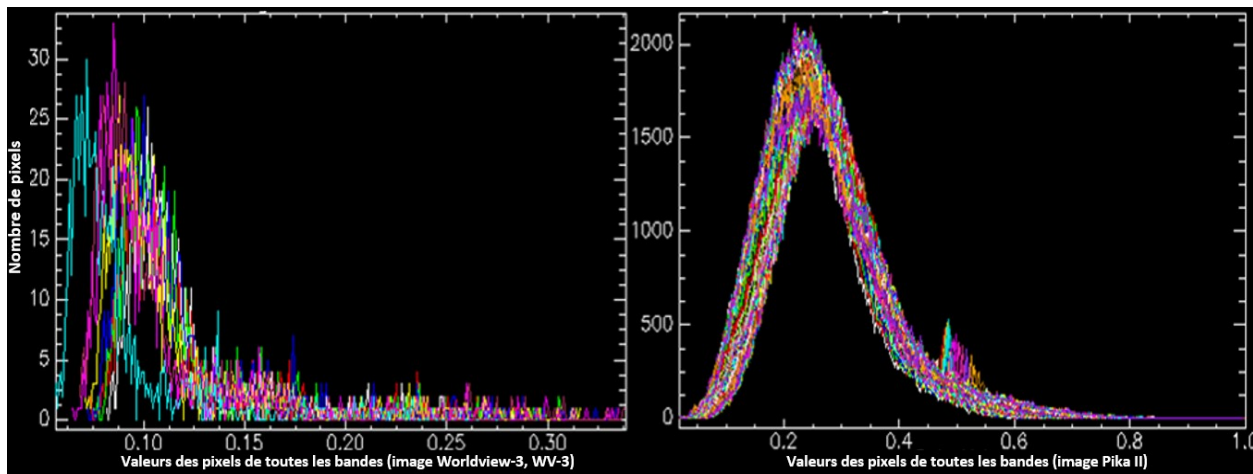


Figure 20 : Histogrammes des bandes spectrales de l'image Worldview-3 (WV-3, à gauche) et de l'image Pika II (à droite)

L'application des méthodes d'analyse de données spatialisées aux valeurs des pixels permet de mettre en évidence l'homogénéité des images. L'application de l'indice de Moran pour déterminer

l'autocorrélation spatiale des valeurs de réflectance relative des images Pika II et WV-3 a montré une autocorrélation spatiale positive dans les deux cas. Ceci peut être observé sur la figure 21.

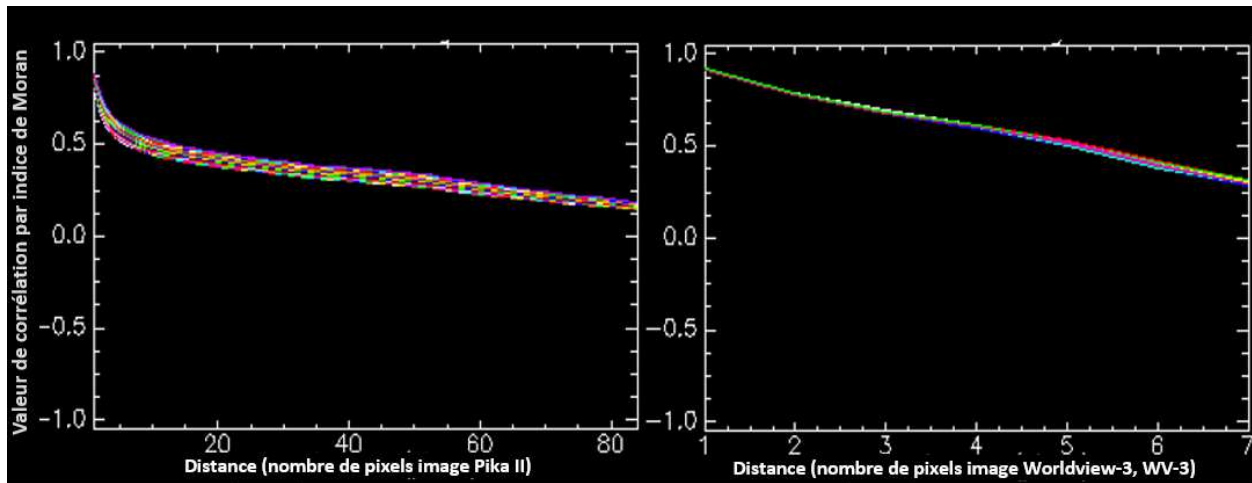


Figure 21 : Autocorrélation spatiale par indice de Moran en fonction de la distance (nombre de pixels) appliquée aux images Pika II (à gauche) et Worldview-3 (WV-3, à droite)

La diminution de l'autocorrélation spatiale par l'indice de Moran en fonction de la distance sur les deux images est similaire. Cette diminution n'atteint pas l'absence totale d'autocorrélation (0). Les distances employées ont été de 84 pixels (8,4 m) pour l'image Pika II et de 7 pixels pour l'image WV-3. L'autocorrélation spatiale en fonction de la distance pour l'image Pika II est plus faible que celle de WV-3. Par exemple, pour la bande 96 Pika la plus faible autocorrélation est de 0,14. Tandis que pour la bande 7 WV-3 la valeur est de 0,24.

Le calcul de l'écart-type des valeurs des pixels de l'imagerie Pika II agrégée permet d'observer la variabilité spectrale de l'imagerie agrégée en fonction de la résolution spatiale. Cette procédure permet d'observer aussi si la variabilité spectrale de l'imagerie Pika II agrégée s'approche de la variabilité spectrale de l'image WV-3 de résolution spatiale originale. Ceci illustre aussi l'approximation du moyen utilisé pour simuler les images multi-échelle (l'agrégation par la moyenne) d'un effet d'éloignement du capteur. Le résultat de cette procédure est présenté à la figure 22. Elle illustre la diminution de l'écart-type moyen de la réflectance des images agrégées au fur et à mesure que l'échelle augmente (ou que la résolution spatiale diminue) jusqu'au point où la différence des écart-types à l'échelle 120 est 0,026. La valeur de réflectance moyenne pour toutes les images Pika II reste invariable (0,25).

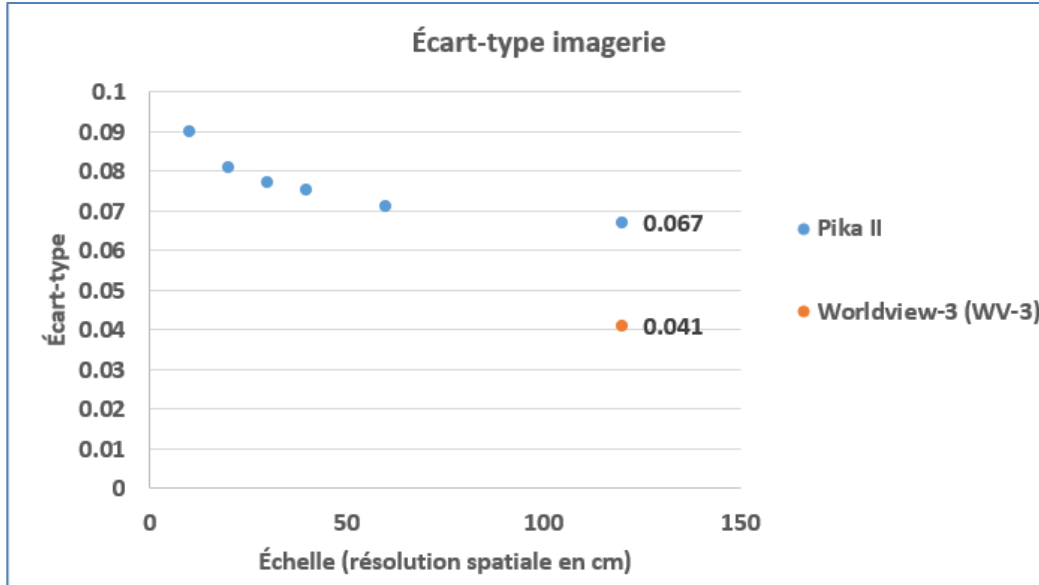


Figure 22 : Écart-type moyen de la réflectance des images Pika II et Worldview-3 (WV-3) en fonction de l'échelle

4.6 Analyse de l'effet d'échelle sur les images multi-capteurs

La base de l'analyse de l'effet d'échelle sur les images multi-capteurs est l'image Pika II et les produits de son agrégation par la moyenne. L'image Pika II de 10 cm/pixel a été agrégée donnant lieu à 5 images Pika II de 20, 30, 40, 60 et 120 cm/pixel. L'effet de cette agrégation sur l'imagerie Pika peut être apprécié sur la figure 23 qui montre l'image Pika II à l'échelle (résolution spatiale) originale et agrégée. Visuellement, l'image perd la netteté et devient floue. Les détails sont de moins en moins clairs au fur et à mesure que la résolution spatiale diminue.

La méthode de classification SAM et le démixage spectral partiel MTMF ont été appliqués sur les 7 images (WV-3, Pika II et Pika II agrégées). Les images correspondant à la cartographie appliquée et les proportions des regroupements sont présentés dans les annexes 1 et 2. Les statistiques des proportions des regroupements (ou pourcentages d'occupation des classes sur l'image) non thématiques ont été calculées pour toutes les classifications obtenues, ainsi que les matrices de confusion entre la cartographie de référence (Pika II 10 cm) et les autres (20, 30, 40, 60 et 120 cm Pika II et WV-3) pour calculer le coefficient Kappa, la précision globale et les erreurs d'omission et de commission. L'analyse de l'effet d'échelle est présentée de manière indépendante pour chaque méthode de cartographie.

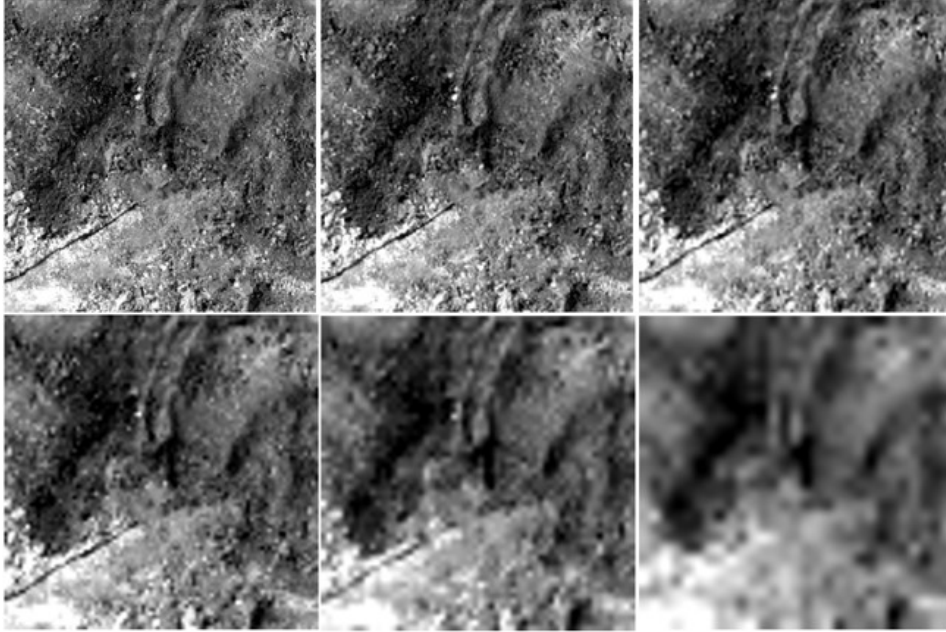


Figure 23 : De gauche à droite et de haut en bas, les différentes images Pika II (bande 10) de résolutions spatiales 10, 20, 30, 40, 60 et 120 cm (résolution spatiale originale et agrégées par la moyenne)

4.6.1 Cartographie multi-échelle par classification SAM

Le résultat de la classification des pixels des images Pika avec une distance angulaire de $5,7^\circ$ avec les 3 *Endmembers* est présenté sur l'image 24. Les classes résultantes par SAM correspondent aux 3 *Endmembers* utilisés. La cartographie résultante n'a pas une signification thématique. Les « classes » retrouvées sont des regroupements de pixels qui couvrent une surface dont la lithologie n'a pas été validée.

Le code de couleurs présenté correspond aux 4 classes suivantes :

- Vert : classe du *Endmember* PS.
- Rouge : classe du *Endmember* MG.
- Bleu : classe du *Endmember* PP.
- Noir : les pixels Non classés (NC).

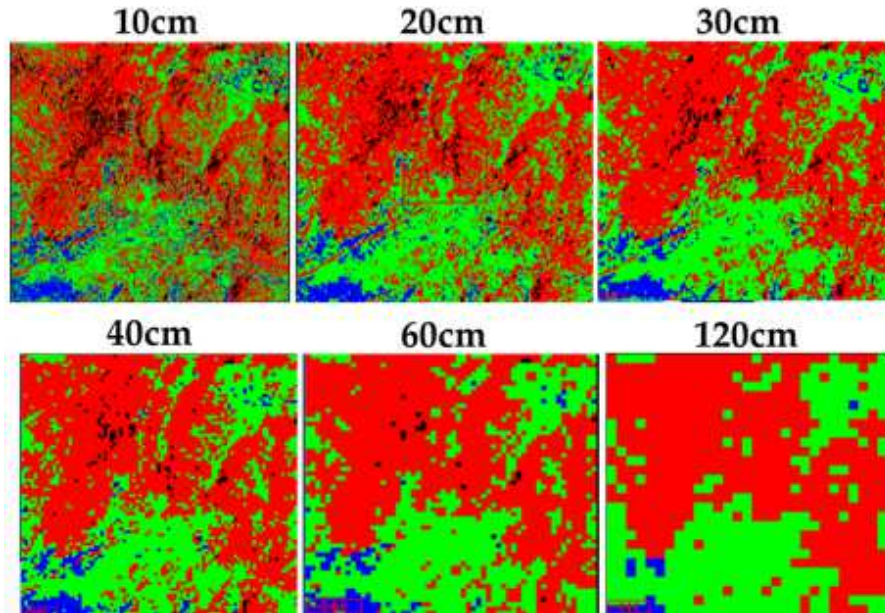


Figure 24 : Images résultantes de la classification par SAM des images Pika II de résolution spatiale originale et agrégées (10, 20, 30, 40, 60 et 120 cm)

Visuellement, les six cartographies multi-échelle réalisées par SAM présentent en général les mêmes patrons de distribution spatiale des classes. La diminution de la quantité de pixels non classés (NC) au fur et à mesure que l'échelle augmente est évidente. Pour analyser plus précisément les changements entre les classifications multi-échelles, l'ordre des proportions des classes résultantes en fonction de l'échelle est affiché sur la figure 25. Ce diagramme met en évidence que d'une échelle à l'autre, l'ordre de grandeur des proportions des classes résultantes est similaire (de la plus grande à la plus petite : 1. Rouge, 2. Vert, et 3. Bleu). La distribution spatiale des 4 regroupements à travers le changement d'échelle (diminution de la résolution spatiale) suit un même patron.

Cependant, il est évident aussi que les proportions de chaque classe varient d'une échelle à l'autre. Si les pixels non classés (NC) sont interprétés comme une autre classe, on peut dire que cette classe et la classe Bleu (*Endmember* PP) sont de moins en moins présentes sur l'imagerie Pika II en fonction d'une augmentation de l'échelle. De l'échelle 10 à l'échelle 120 la classes NC disparaît et la classe Bleu diminue de 68%. D'un autre côté, les classes Rouge (*Endmember* MG) et Vert (*Endmember* PS) sont de plus en plus présentes. De l'échelle 10 à l'échelle 120, ces deux classes augmentent de 17,8% et de 11,6% respectivement leur présence dans l'imagerie. Il existe de

différences de plus en plus grandes d'une échelle à l'autre qui mènent à une sur et une sous-estimation des classes.

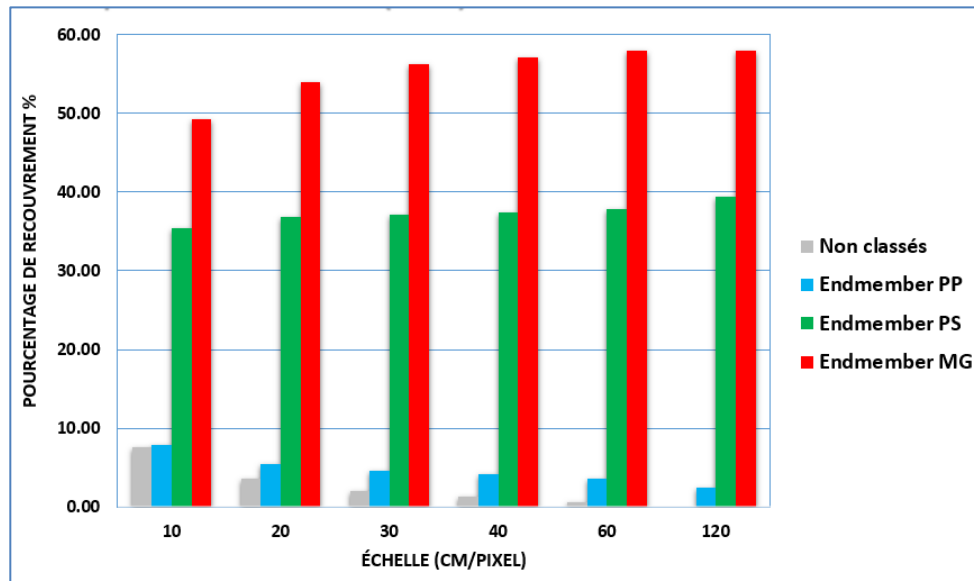


Figure 25 : Diagramme de barres des proportions des classes (SAM) en fonction de l'échelle

En utilisant l'image Pika II d'échelle originale comme référence, la validation des différences inter-échelle est présentée par la précision globale de classification et par le coefficient Kappa. Ces deux mesures ont été calculés utilisant les matrices de confusion. La diminution de la précision globale entre les classifications d'échelles 20, 30, 40, 60, 120 et celle de l'échelle de référence 10 pour SAM est mise en évidence sur la figure 26 (à gauche). Cette diminution correspond à la variation des distributions spatiales des classes avec l'augmentation de l'échelle et peut être interprétée en fonction des erreurs d'omission et de commission issues des matrices de confusion. Le tableau 6 présente les matrices de confusion pour les classifications SAM et les erreurs de commission et d'omission associés. Ces erreurs augmentent au fur et à mesure que l'échelle augmente pour les classes surestimées. Par exemple, l'erreur de commission de la classe Rouge (*Endmember MG*) passe de 23% à 34% (entre 10vs20 et 10vs120 respectivement, figure 26 à gauche). C'est-à-dire, que la proportion de pixels classés dans la classe Rouge erronément par SAM augmente avec l'échelle. D'un autre côté, pour les classés sous-estimées, les deux types d'erreur augmentent aussi, mais plus brusquement les erreurs d'omission. Par exemple, l'erreur de la classe NC passe de 62% à 100% (entre 10vs20 et 10vs120). C'est-à-dire, que la proportion de pixels des autres classes erronément classés par SAM dans la classe NC augmente avec l'échelle.

Tableau 6 : Matrices de confusion des cartographies par classifications SAM d'échelles 20, 30, 40, 60 et 120 vs classification SAM d'échelle 10 (référence). Classes exprimées en nombre de pixels et les erreurs de commission et d'omission en pourcentage

		Référence: Cartographie à l'échelle 10						Erreur de commission (%)
Cartographie Échelle 20	Classes	Non classés	Vert	Rouge	Bleu	Total		
	Non classés	3457	31	775	29	4292	19,45	
	Vert	346	31636	8351	4363	44696	29,22	
	Rouge	5040	9618	50393	397	65448	23	
	Bleu	282	1535	66	4785	6668	28,24	
	Total	9125	42820	59585	9574	121104		
Erreur d'omission (%)		62,12	26,12	15,43	50,02			
		Référence: Cartographie à l'échelle 10						Erreur de commission (%)
Cartographie Échelle 30	Classes	Non classés	Vert	Rouge	Bleu	Total		
	Non classés	1792	48	646	28	2514	28,72	
	Vert	514	29230	10299	4981	45024	35,08	
	Rouge	6551	12063	48506	839	67959	28,62	
	Bleu	268	1479	134	3726	5607	33,55	
	Total	9125	42820	59585	9574	121104		
Erreur d'omission (%)		80,36	31,74	18,59	61,08			
		Référence: Cartographie à l'échelle 10						Erreur de commission (%)
Cartographie Échelle 40	Classes	Non classés	Vert	Rouge	Bleu	Total		
	Non classés	1190	15	432	11	1648	27,79	
	Vert	560	28923	10590	5191	45264	36,10	
	Rouge	7142	12593	48458	975	69168	29,94	
	Bleu	233	1289	105	3397	5024	32,38	
	Total	9125	42820	59585	9574	121104		
Erreur d'omission (%)		86,96	32,45	18,67	64,52			
		Référence: Cartographie à l'échelle 10						Erreur de commission (%)
Cartographie Échelle 60	Classes	Non classés	Vert	Rouge	Bleu	Total		
	Non classés	454	16	219	13	702	35,33	
	Vert	728	27850	11922	5484	45984	39,44	
	Rouge	7771	13678	47314	1263	70026	32,43	
	Bleu	172	1276	130	2814	4392	35,93	
	Total	9125	42820	59585	9574	121104		
Erreur d'omission (%)		95,02	34,96	20,59	70,61			
		Référence: Cartographie à l'échelle 10						Erreur de commission (%)
Cartographie Échelle 120	Classes	Non classés	Vert	Rouge	Bleu	Total		
	Non classés	0	0	0	0	0	0/0	
	Vert	1059	27486	13216	6095	47856	42,57	
	Rouge	7967	14493	46275	1489	70224	34,10	
	Bleu	99	841	94	1990	3024	34,19	
	Total	9125	42820	59585	9574	121104		
Erreur d'omission (%)		100	35,81	22,34	79,21			

Tant la précision globale que le coefficient de Kappa sont de plus en plus faibles au fur et à mesure que l'échelle augmente. Cependant, cette variation des distributions spatiales des classes en fonction de l'échelle se reflète de façon plus marquée sur les valeurs de Kappa obtenues (figure 26 à droite) que sur les valeurs de précision globale (figure 26 à gauche). Il faut se rappeler que le coefficient Kappa utilise tous les éléments des matrices de confusion et non seulement la diagonale.

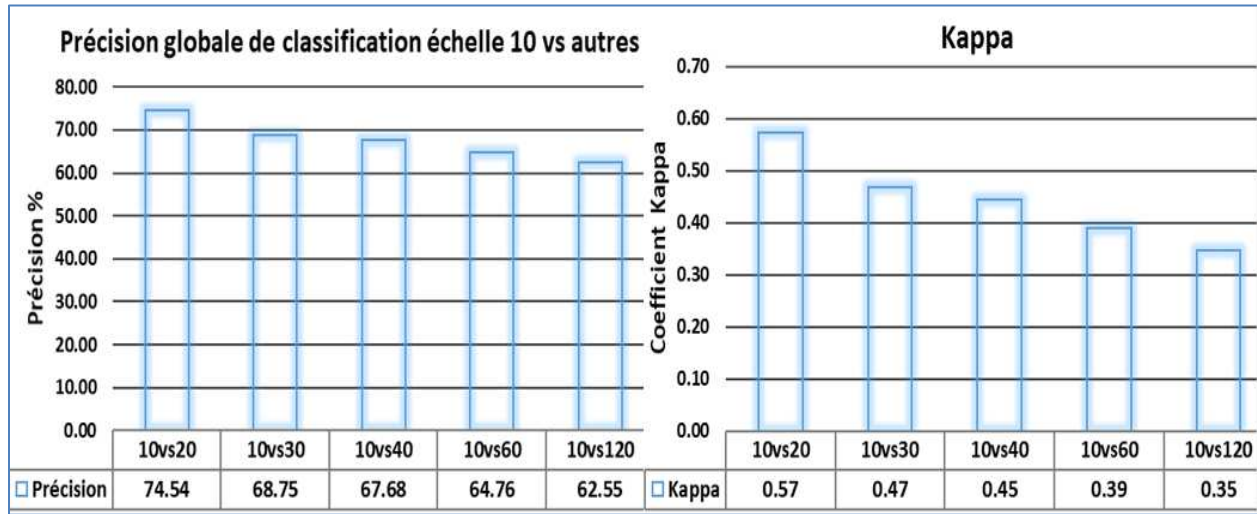


Figure 26 : Précision de classification globale et coefficient Kappa entre la classification SAM d'échelle 10 vs les classifications SAM des autres échelles (20, 30, 40, 60 et 120)

4.6.2 Cartographie multi-échelle par démixage spectral partiel MTMF

Les résultats de l'application du MTMF sur chaque image Pika II (d'échelle originale et agrégées) sont 3 images de proportions par *Endmember* et 3 images d'infaisabilité. Un seuil préétabli a permis de sélectionner les pixels ayant une grande valeur de MF et une faible valeur d'infaisabilité. Les 3 images résultantes de l'application du seuil ont été combinées pour produire une image avec 7 classes ou regroupements. Ces regroupements correspondent aux différentes combinaisons de la présence ou absence des *Endmembers*. La correspondance entre la combinaison des *Endmembers* et le code de couleurs utilisé pour la cartographie est présentée dans le tableau 7.

Tableau 7 : Correspondance entre les 7 combinaisons des 3 *Endmembers* (porphyre sodique, PS; porphyre potassique, PP; et méta-grauwacke, MG). Présence (1) ou absence (0) et les couleurs de la cartographie par MTMF

	MG	PP	PS	Couleur
1	0	0	0	Noir
2	0	0	1	Bleu
3	0	1	0	Vert
4	1	0	0	Rouge
5	0	1	1	Cyan
6	1	0	1	Mauve
7	1	1	1	Blanc

La cartographie multi-échelle résultante peut être appréciée sur la figure 27. Visuellement, les patrons de distribution spatiale des classes sont similaires jusqu'à l'échelle 40. L'observation de ces images permet de constater que la proportion de pixels non classifiés sur la cartographie par MTMF est plus grande que sur la cartographie par SAM. En fait, il est évident que sur la cartographie par MTMF le nombre de pixels non classifiés augmente au fur et à mesure que l'échelle augmente. Il est aussi évident sur la cartographie d'échelle 120 que certaines classes ont disparu. Il ne reste que 4 classes des 7 originalement générées. Pour mettre en évidence les changements observés, la figure 28 permet d'apprécier la variation des proportions de classes à l'intérieur de l'imagerie en fonction de l'échelle. D'après les proportions des classes observées, seulement l'ordre des proportions des deux classes les plus grandes (Non classés et Rouge) reste inchangé pour toutes les échelles.

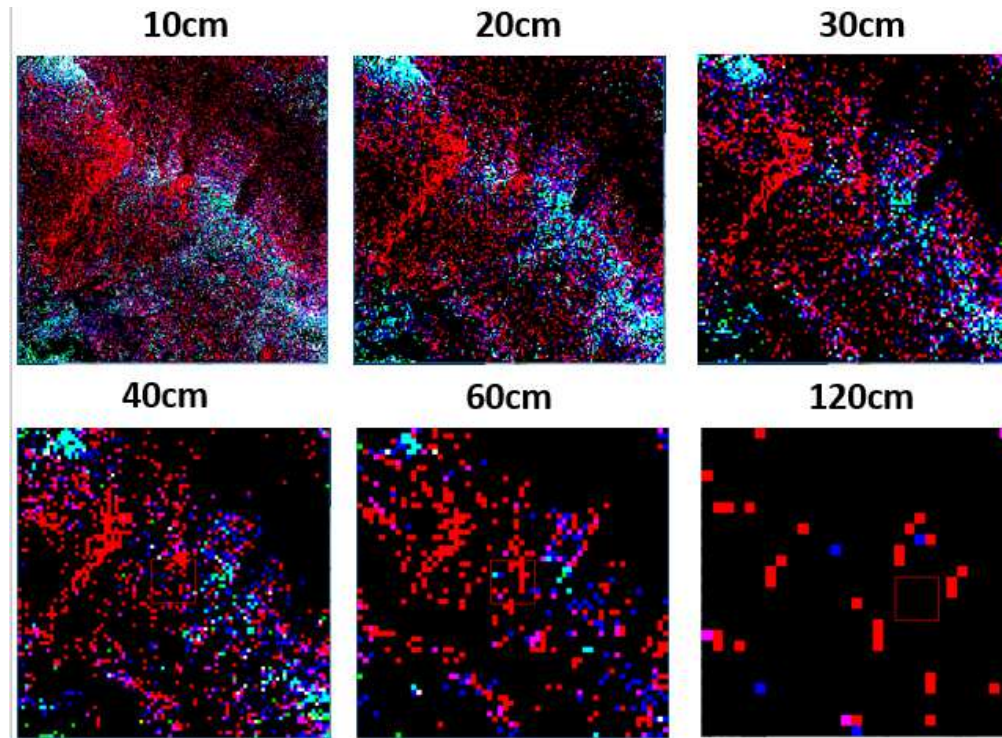


Figure 27 : Images résultantes du démixage spectral par MTMF des images Pika II de résolution spatiale originale (10 cm) et agrégées (20, 30, 40, 60 et 120 cm)

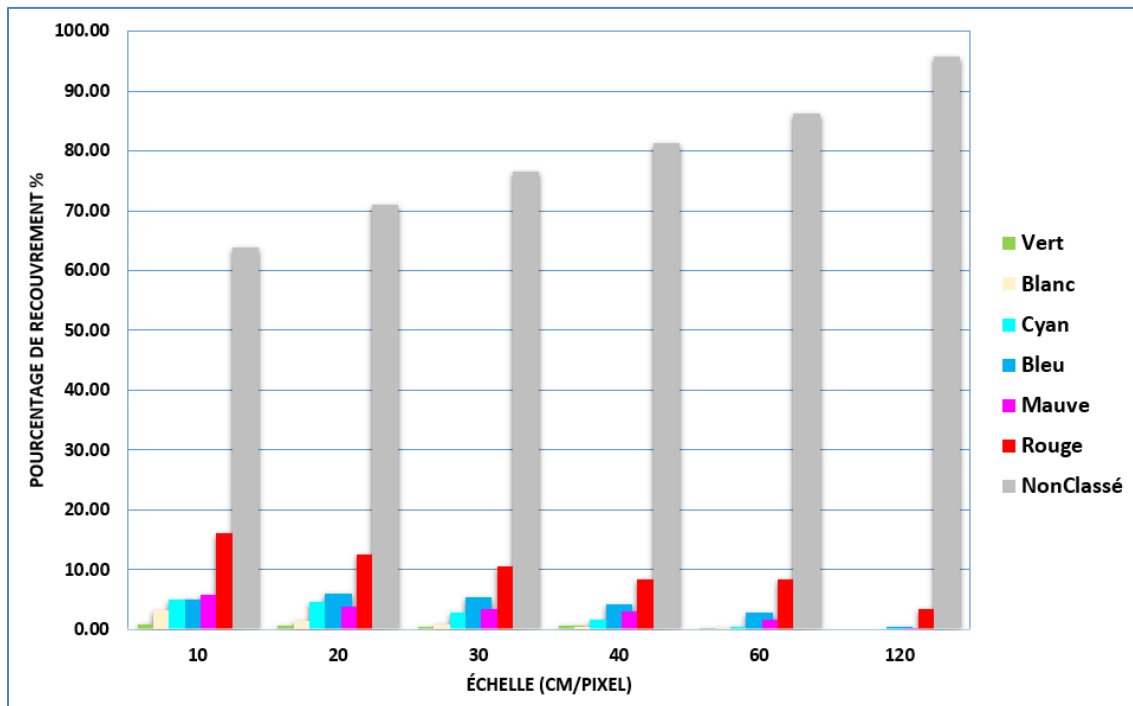


Figure 28 : Diagramme à barres des proportions des classes (MTMF) en fonction de l'échelle

D'une échelle à l'autre, la proportion de chaque classe varie suivant une seule tendance, sa présence sur l'imagerie croit ou diminue de manière continue (à l'exception de la classe bleue de l'échelle 10 à l'échelle 20). De l'échelle 10 à l'échelle 120, la classe NC est la seule qui augmente sa présence sur l'imagerie Pika II (de 49,8%). La présence des classes Rouge, Violet et Bleu sur l'imagerie diminue de 93%, 93% et 90% respectivement. Les classes Vert, Cyan et Blanc n'existent plus à l'échelle 120. C'est-à-dire que les combinaisons des *Endmembers* suivantes ne sont plus identifiées à cette l'échelle :

- 0,1,0 = PP
- 0,1,1 = PP + PS
- 1,1,1 = MG + PP + PS

La classe NC occupe 63,9% de l'image à l'échelle de départ. Au fur et à mesure que l'échelle augmente, la classe NC (absence des *Endmembers*) augmente sa présence en détriment des autres classes. Toutes les combinaisons retrouvées des 3 *Endmembers* sont alors sous-estimées. Certaines disparaissent à l'échelle 120.

Les validations des différences entre les cartographies multi-échelles sont analysées à partir des variations des distributions spatiales des classes. La figure 29 montre la précision entre les classifications et le coefficient Kappa calculés entre les échelles 20, 30, 40, 60, 120 et l'échelle 10 (échelle de référence) des cartographies par MTMF. Cette procédure met en évidence les changements des distributions spatiales des regroupements obtenus. La valeur de la précision entre les cartographies descend entre l'échelle 20 et l'échelle 30 (de 10vs20 à 10vs30). La valeur reste similaire jusqu'à l'échelle 60 (10vs60). Entre l'échelle 60 et l'échelle 120 (de 10vs60 à 10vs120) la valeur de la précision augmente. Cette augmentation de la précision globale est conséquence de la disparition des classes Blanc, Vert et Cyan. Ainsi, les erreurs de commission de la classe la plus présente (Noir ou non classés) diminuent soudainement. Ils montent de 24% (10vs20) jusqu'à 33% (10vs60) et après descendent à 29% (10vs120). Les erreurs d'omission et de commission de toutes les classes sous-estimées augmentent avec l'augmentation d'échelle. Les plus faibles erreurs d'omission et de commission sont 52% et 63% pour la classe Rouge (10vs20). Le tableau 8 présente les matrices de confusion pour les cartographies issues du MTMF et les erreurs de commission et d'omission correspondants.

Tableau 8 : Matrices de confusion des cartographies par MTMF d'échelles 20, 30, 40, 60 et 120 vs cartographie MTMF d'échelle 10 (référence). Classes exprimées en nombre de pixels et les erreurs de commission et d'omission en pourcentage

Référence: Cartographie à l'échelle 10										
Cartographie	Classes	Bleu	Mauve	Rouge	Blanc	Noir	Vert	Cyan	Total	Erreur de commission (%)
		Échelle 20	Bleu	1235	1027	627	522	2932	63	
	Mauve	408	1282	875	549	1226	32	252	4624	72,28
	Rouge	350	1420	7255	223	5703	30	127	15108	51,98
	Blanc	123	235	48	672	436	46	312	1872	64,10
	Noir	3328	2873	10568	1019	65237	537	2322	85884	24,04
	Vert	25	17	5	71	375	71	216	780	90,90
	Cyan	606	283	80	924	1511	224	1880	5508	65,87
	Total	6075	7137	19458	3980	77420	1003	6031	121104	
	Erreur d'omission (%)	79,67	82,04	62,71	83,12	15,74	92,92	68,83		
Référence: Cartographie à l'échelle 10										
Cartographie	Classes	Bleu	Mauve	Rouge	Blanc	Noir	Vert	Cyan	Total	Erreur de commission (%)
		Échelle 30	Bleu	767	760	631	530	2909	70	
	Mauve	306	753	773	360	1607	38	270	4107	81,67
	Rouge	410	1170	5079	322	5640	39	216	12876	60,55
	Blanc	98	133	46	270	293	31	161	1032	73,84
	Noir	4110	4111	12838	1833	65623	684	3375	92574	29,11
	Vert	35	21	6	41	244	26	107	480	94,58
	Cyan	349	189	85	624	1104	115	1047	3513	70,20
	Total	6075	7137	19458	3980	77420	1003	6031	121104	
	Erreur d'omission (%)	87,37	89,45	73,90	93,22	15,24	97,41	70,20		
Référence: Cartographie à l'échelle 10										
Cartographie	Classes	Bleu	Mauve	Rouge	Blanc	Noir	Vert	Cyan	Total	Erreur de commission (%)
		Échelle 40	Bleu	598	598	470	482	2281	77	
	Mauve	295	584	733	309	1554	34	235	3744	84,40
	Rouge	326	907	3969	272	4515	32	203	10224	61,18
	Blanc	92	77	36	120	241	9	113	688	82,56
	Noir	4510	4833	14201	2245	67917	752	4006	98464	31,02
	Vert	34	18	21	72	326	38	211	720	94,72
	Cyan	220	120	28	480	586	61	633	2128	70,25
	Total	6075	7137	19458	3980	77420	1003	6031	121104	
	Erreur d'omission (%)	90,16	91,82	79,60	96,98	12,27	96,21	89,50		
Référence: Cartographie à l'échelle 10										
Cartographie	Classes	Bleu	Mauve	Rouge	Blanc	Noir	Vert	Cyan	Total	Erreur de commission (%)
		Échelle 60	Bleu	413	402	291	367	1514	49	
	Mauve	186	255	275	171	994	19	176	2076	87,72
	Rouge	457	955	3376	357	4738	38	309	10230	67
	Blanc	19	10	3	21	73	0	18	144	85,42
	Noir	4945	5471	15493	2874	69870	876	4823	104352	33,04
	Vert	12	8	1	10	63	7	37	138	94,93
	Cyan	43	36	19	180	168	14	200	660	69,70
	Total	6075	7137	19458	3980	77420	1003	6031	121104	
	Erreur d'omission (%)	93,20	96,43	82,65	99,47	9,75	99,30	96,68		
Référence: Cartographie à l'échelle 10										
Cartographie	Classes	Blue	Rouge	Mauve	Noir	Total	Erreur de commission			
		Échelle 120	Blue	45	48	51		308	452	90,04
	Rouge	293	880	322	2191	3686	76,13			
	Mauve	33	51	38	276	398	90,45			
	Noir	5704	18479	6726	74645	105554	29,28			
	Total	6075	19458	7137	77420	110090				

D'un autre côté, le coefficient Kappa diminue au fur et à mesure que l'échelle augmente. Toutes les valeurs de Kappa pour MTMF sont plus faibles que celles obtenues pour SAM. En fait, les valeurs du coefficient Kappa pour MTMF sont très faibles (coefficient Kappa $< 0,31$) et mettent en évidence les grandes différences entre les distributions spatiales des classes en fonction de l'échelle (ou la distance à l'échelle de référence, 10). Le coefficient Kappa montre ainsi que la proportion des accords entre les classifications qui pourrait être due au hasard augmente en fonction de l'échelle. Elle est nettement supérieure à celle des « vrais accords » qui ne sont pas liés au hasard.

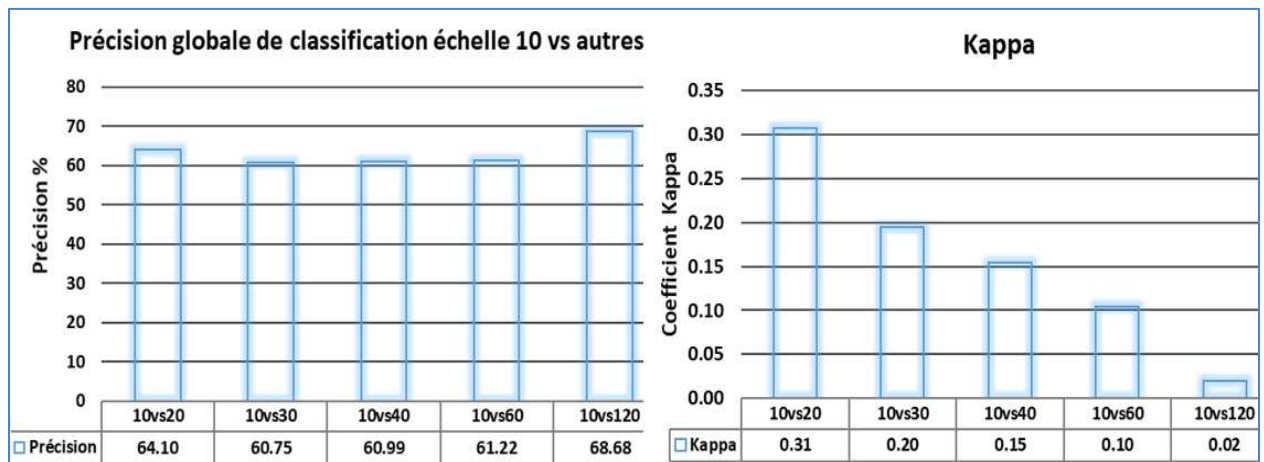


Figure 29 : Précision de classification globale et coefficient Kappa entre la classification MTMF d'échelle 10 vs les classifications MTMF des autres échelles (20, 30, 40, 60 et 120)

4.6.3 Comparaison des résultats de SAM et MTMF à l'échelle de l'image WV-3

Finalement, les résultats de l'application de SAM et du MTMF sur l'image Pika II à l'échelle de 120 (120 cm/pixel) sont comparés à ceux obtenus avec l'imagerie WV-3. Les résultats obtenus avec la méthode SAM appliquée à Pika II (d'échelle 120) et WV-3 (figure 30, images supérieures) montrent une précision de classification de 69% avec un coefficient Kappa de -0,12 (accord nul). La correspondance des regroupements générés par SAM est alors relativement faible. Cependant, il peut être apprécié sur les deux images la présence des classes Bleu et Vert (*Endmember* PP et PS) sur la même région (sud-ouest) et la forte présence de la classe Rouge (*Endmember* MG).

Les faibles erreurs de commission et d'omission de la classe Rouge (25% et 11% respectivement), ont contribué à l'acceptable précision globale de SAM. Néanmoins, le faible coefficient Kappa est

causé surtout par le pourcentage d'erreurs d'omission de la classe Vert (100%). Quant à la méthode MTMF (figure 30, images inférieures), le très faible nombre de pixels de Pika II attribués à une classe (image à gauche) ne permet pas d'observer une correspondance avec WV-3. La matrice de confusion a fourni une précision globale de classification de 71% et un coefficient Kappa de 0 (accord nul). La précision globale se justifie par le faible pourcentage d'erreurs d'omission de la classe Non classés (29%) qui occupe la plus grande portion de l'image. D'un autre côté, le coefficient de Kappa prend en compte la quantité de classes à comparer, et la précision globale privilégie surtout la quantité de pixels en accord. Les classes sont très différentes et la presque totalité des pixels sont non classifiés sur les deux images. Les erreurs d'omission et de commission ont été calculées en utilisant les matrices de confusion présentées au tableau 9.

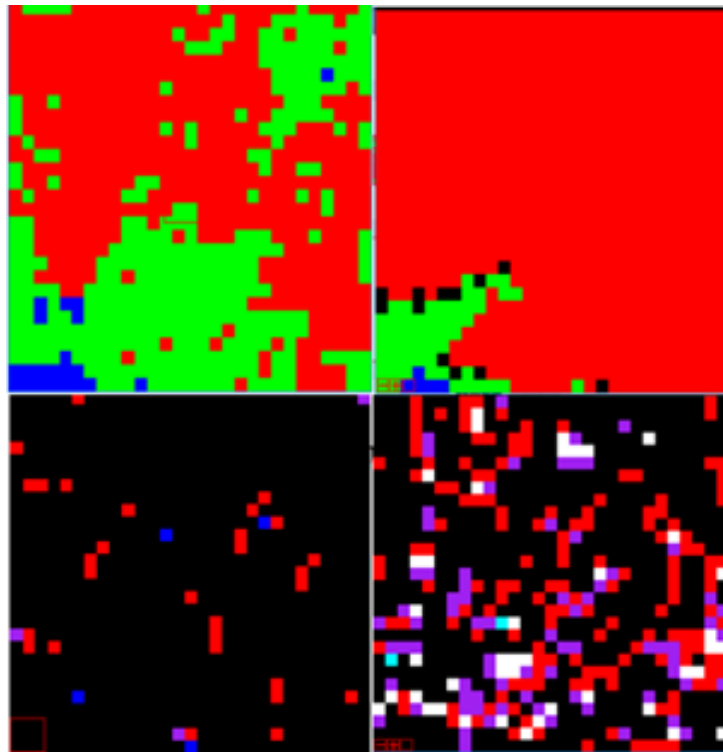


Figure 30 : Cartographies par classification SAM (en haut) et par démixage spectral MTMF (en bas). Images Pika II (à gauche) et WV-3 (à droite)

Tableau 9 : Matrices de confusion et les correspondants erreurs de commission et d'omission pour SAM et MTMF appliqués sur les images Pika II et WV-3 (Worldview-3) d'échelle 120

SAM		Référence: Cartographie à l'échelle 10					Total	Erreur de commission (%)
Classes	Non classés	Vert	Rouge	Bleu				
Cartographie Échelle 120	Non classés	0	0	12	0	12	100	
	Vert	0	0	54	0	54	100	
	Rouge	0	192	578	0	770	24,93	
	Bleu	0	0	5	0	5	100	
	Total	0	192	649	0	841		
Erreur d'omission (%)		0/0	100	10,93	0/0			
MTMF		Référence: Cartographie à l'échelle 10				Total	Erreur de commission	
Classes	Rouge	Mauve	Noir					
Cartographie Échelle 120	Rouge	0	0	153	153	100		
	Mauve	0	0	75	75	100		
	Noir	0	0	569	569	0		
	Total	0	0	797	797			
Erreur d'omission (%)		0/0	0/0	28,60				

4.7 Correspondance Ocean Optics – FieldSpec ASD

Les spectres de réflectance relative obtenus par OcOp et ASD ont été comparés en utilisant le RMS, ainsi que le coefficient de corrélation, et son niveau de significativité. Les résultats montrent que pour la granulométrie G, on obtient un RMS moyen de 0,014 avec un écart-type de 0,001. Pour la granulométrie P, le RMS moyen est de 0,009 avec un écart-type de 0,002. Malgré les faibles valeurs de RMS, les différences entre les spectres ASD et OcOp sont significatives (tous les $p < 0,01$; tous les $z < 1,95$). Cependant, les deux capteurs fournissent de mesures présentant exactement le même ordre d'amplitudes de réflectance. C'est-à-dire, que pour la granulométrie G, du spectre ayant les plus grandes valeurs de réflectance au spectre ayant les plus faibles valeurs de réflectance on a : B, E, D, C et A. Pour la granulométrie P : B, C, D, A et E. Les spectres des deux systèmes et la relation des intensités des réflectance des échantillons peuvent être consultés sur la figure 31.

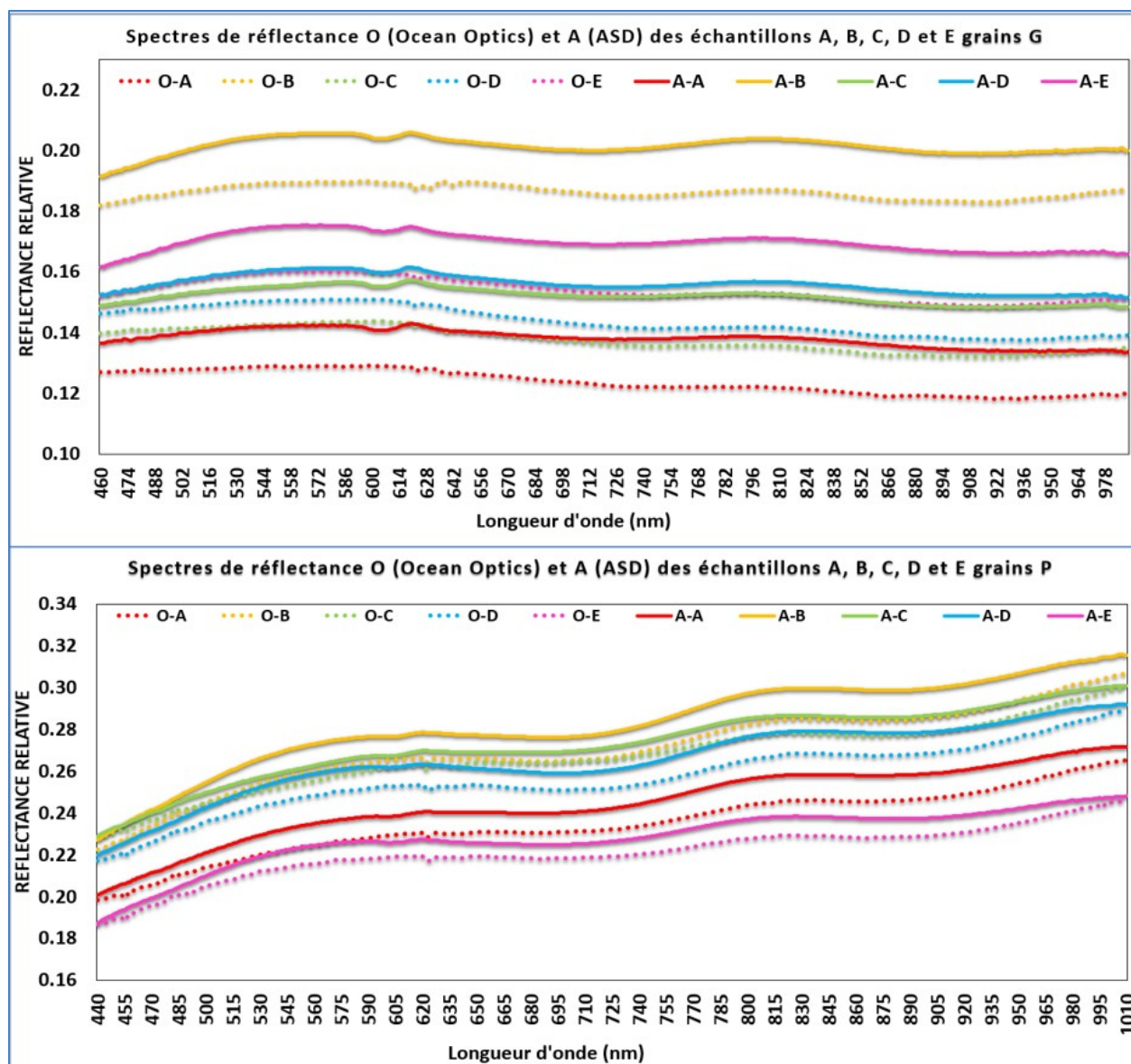


Figure 31 : Spectres de réflectance relative obtenus par les capteurs Ocean Optics (O) en pointillé et ASD (A) en trait continu. En haut, granulométrie G. En bas, granulométrie P

Les résultats de l'indice empirique utilisé (exprimé par l'équation 9) pour caractériser la forme spectrale des échantillons sont illustrés sur les figures 32 et 33. Les deux creux et deux sommets positionnés à 738 et 900 nm et à 578 et 823 nm respectivement peuvent être facilement appréciés sur la figure 31. On peut observer sur la figure 32 que l'ordre de grandeur des valeurs de l'indice empirique des spectres de granulométrie P entre les deux types de mesure est équivalent. Les échantillons A et C possèdent les valeurs de l'indice les plus fortes. Ces deux échantillons sont suivis par l'échantillon B et les valeurs de l'indice les plus faibles correspondent aux échantillons

D et E. L'échelle de l'axe des ordonnées de la figure 32 a été réduite afin de mettre en évidence les résultats de l'application de l'indice pour la granulométrie P.

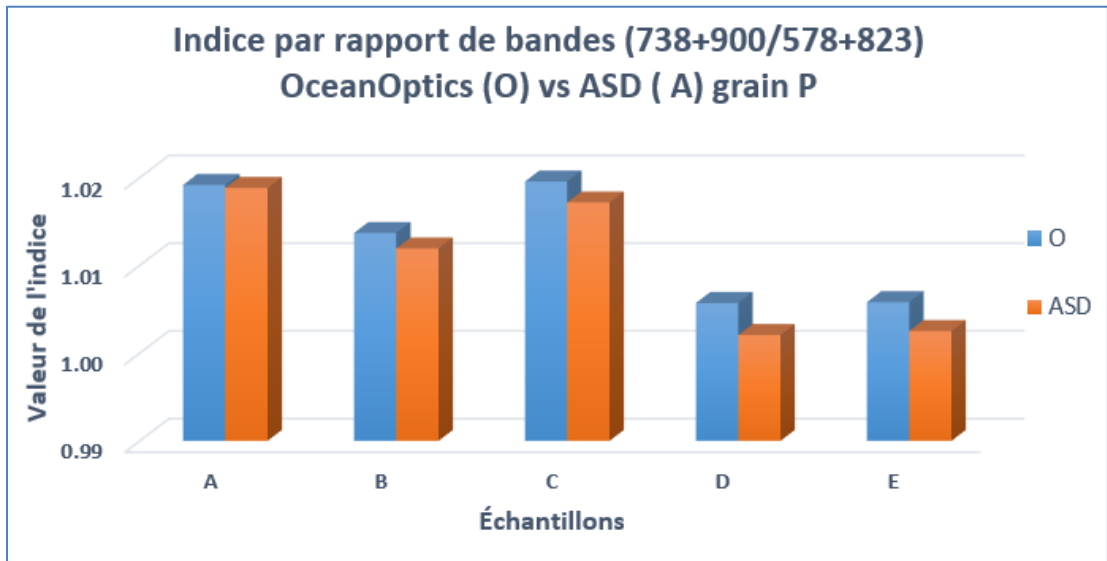


Figure 32 : Comparaison de l'indice empirique de forme entre les spectres mesurés par les spectromètres Ocean Optics (O) en bleu et ceux mesurés par l'ASD (A) en orange.

Granulométrie P

Les valeurs de l'indice pour les spectres de réflectance Ocean Optics sont proches de ceux provenant de l'ASD. La différence moyenne entre les valeurs de l'indice mesuré par l'ASD et les capteurs Ocean Optics est de 0,009. Les deux systèmes mesurent le même ordre de grandeur des valeurs de l'indice empirique de la forme spectrale pour la granulométrie P.

L'indice empirique de la forme spectrale appliqué aux mesures des échantillons de grain G peut être observé sur la figure 33. L'ordre de grandeur des valeurs de l'indice empirique des spectres de granulométrie G sont similaires pour les deux types de mesure. Dans les deux cas, l'échantillon B possède la valeur de l'indice la plus grande et la valeur de l'indice la plus faible est celle de l'échantillon D. Les échantillons A et C présentent des valeurs très proches dans le cas des mesures acquises par l'ASD et dans le cas des mesures par Ocean Optics ces échantillons présentent la même valeur. Dans le cas des mesures Ocean Optics, les valeurs des échantillons A et C sont plus faibles que la valeur de l'échantillon E. Cependant, dans le cas des mesures acquises par l'ASD, ce rapport se présente de manière inverse. L'échelle de l'axe des ordonnées de la figure 33 a été réduite afin de mettre en évidence les résultats de l'application de l'indice.

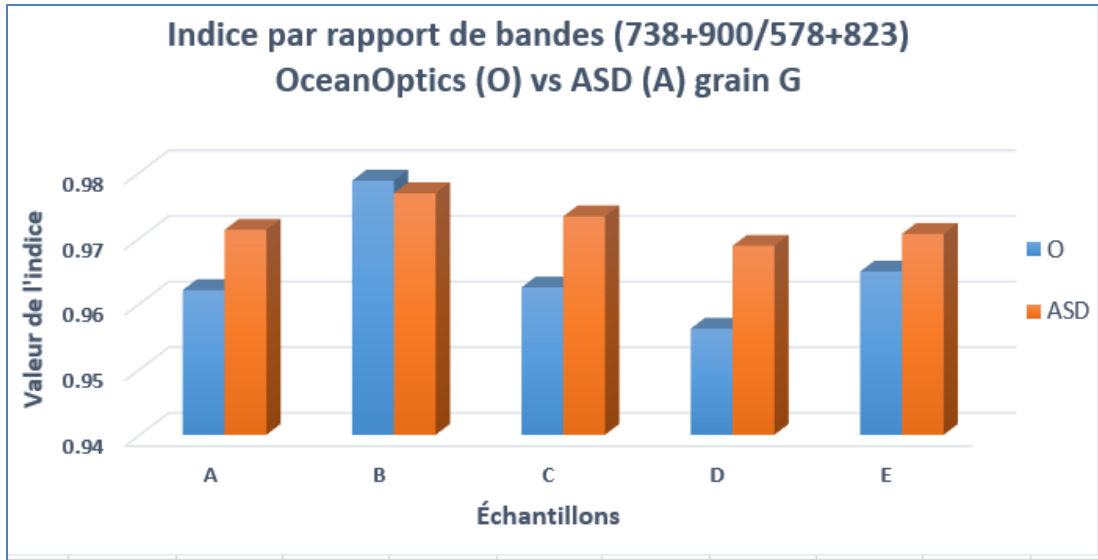


Figure 33 : Comparaison de l'indice empirique de forme entre les spectres mesurés par les spectromètres Ocean Optics (O) en bleu et ceux mesurés par l'ASD (A) en orange.

Granulométrie G

Les valeurs de l'indice pour les spectres de réflectance Ocean Optics sont proches de celles provenant de l'ASD. La différence moyenne entre les valeurs de l'indice mesuré par l'ASD et les capteurs Ocean Optics est de 0,008. À l'exception de l'échantillon E, les deux systèmes mesurent le même ordre de grandeur des valeurs de l'indice empirique de la forme spectrale pour la granulométrie P.

5 DISCUSSION

5.1 Variabilité spectrale et effet d'échelle des échantillons de surface

Les échantillons de surface de la mine présentent une très faible variabilité spectrale, peu importe la granulométrie ($G > 2 \text{ mm} \geq P$). Tant les matrices de corrélation de Pearson et de RMS que la comparaison des spectres de réflectance avec une référence, ont démontré une grande similarité spectrale des échantillons de surface. Tant la forme que l'intensité des spectres de réflectance mettent en évidence une faible variabilité des échantillons de la surface de la mine (fosse et halde à stériles).

D'un autre côté, sur la base de la faible variabilité spectrale observée et de l'absence d'un effet d'échelle sur les spectres des échantillons, l'hypothèse principale de recherche ne peut pas être

rejetée. Alors, la mixture spectrale observée sur une surface, dont le mélange de matériaux est considéré homogène, serait indépendante de la résolution spatiale du capteur utilisé (Keshava and Mustard, 2002). Les pixels des images de la surface minière auraient alors un spectre de réflectance mixte, peu importe la résolution spatiale et les images multi-échelle devraient être similaires. L'information dérivée des images multi-échelle peut être invariante, au moins à l'intérieur d'un intervalle d'échelles préétabli (Drăguț *et al.*, 2011; Marceau and Hay, 1999; Wu and Li, 2009).

5.2 Variabilité spectrale et effet d'échelle dans les images multi-capteurs

Une analyse de la variabilité spectrale des images à l'échelle d'origine a été faite ainsi que sur les images Pika II agrégées. Les résultats de l'analyse de variabilité de l'imagerie à l'échelle originale (WV-3 de 120 cm/pixel et Pika II de 10 cm/pixel) montrent une importante concentration des valeurs des pixels des deux images sur les faibles niveaux de gris. Cependant, la concentration des valeurs des pixels WV-3 a lieu dans les plus faibles niveaux de gris que la concentration des valeurs des pixels Pika II. Les deux images présentent aussi une corrélation spatiale positive qui diminue de manière similaire. Ces deux indices suggèrent que les deux images ont une faible variabilité spectrale, c'est-à-dire qu'elles sont homogènes (Wu *et al.*, 2000) et que leurs homogénéités sont similaires. L'homogénéité des images est, sans doute, influencée par le phénomène de la poussière qui recouvre les particules plus grossières en surface dans la mine.

Quant à la variabilité des images agrégées, elle diminue en fonction de l'échelle. L'agrégation par la moyenne a été employée comme méthode de simulation du changement d'échelle. C'est-à-dire, qu'elle a été utilisée comme méthode d'approximation de l'effet produit sur l'imagerie résultante par l'augmentation de la hauteur de vol de l'ASP portant le capteur Pika II. Cette agrégation crée une nouvelle image dont les valeurs correspondent à la moyenne des valeurs d'une image de résolution spatiale plus fine. Il a été constaté que la variabilité spectrale des images Pika II diminue avec le niveau d'agrégation (2x, 3x, 4x, 6x et 12x; x étant la résolution spatiale d'origine). Cette diminution s'approche de la valeur de l'image WV-3 et sert d'indice pour affirmer que la méthode d'agrégation utilisée est pertinente.

Malgré la faible variabilité spectrale de l'image Pika II (10 cm/pixel), un effet dû au changement d'échelle a été mis en évidence sur la cartographie dérivée de l'imagerie Pika II (originale et agrégée). Le rejet ou non de l'hypothèse principale de recherche dans le cas de l'imagerie est discutable puisque l'effet dû au changement d'échelle est faible entre deux échelles consécutives.

Cependant, au fur et à mesure que la résolution spatiale des images Pika II diminue grâce à l'agrégation, les différences entre les cartographies dérivées de l'image Pika II originale et des images agrégées sont plus marquées. Ces différences ont été mises en relief suivant des méthodes déjà utilisés par Kruse *et al.* (2011) qui ont mis en évidence les différences des cartographies dérivées des images de 15 et 60 m de résolution à l'aide de matrices de confusion. Ces dernières, représentent un moyen connu pour la détection des changements (Rawat and Kumar, 2015; Van Oort, 2007).

La cartographie résultante de la classification SAM est la moins affectée par l'effet dû au changement d'échelle (l'éloignement du capteur). Ceci, d'après les valeurs du coefficient Kappa en fonction de l'échelle et les variations des proportions de classes inter-échelles. D'un autre côté, les mêmes procédures appliquées à la méthode de cartographie par démixage spectral partiel MTMF, illustrent que cette méthode est celle qui a présenté les plus grands changements dûs au changement d'échelle. D'un autre côté, indépendamment de la méthode de cartographie employée, il a été constaté que l'éloignement du capteur pourrait produire une sous et/ou surestimation des lithologies. Cet effet dépend de la méthode de cartographie en soi, du paramétrage de la méthode et des spectres de réflectance sélectionnés comme *Endmembers*.

Avant de discuter les résultats pour chaque méthode de cartographie en détail, il est important de souligner que les cartographies réalisées n'ont pas une signification thématique et que l'intérêt est mis sur la distribution spatiale des regroupements de pixels identifiées. Ces regroupements incluent les pixels directement associés aux *Endmembers*, mais aussi les pixels non classés. Ces derniers jouent un rôle important pour les analyses sur l'effet d'échelle.

5.2.1 Effet d'échelle lié à la cartographie par classification SAM

Le seul paramètre prédéterminé pour appliquer l'algorithme SAM sur l'imagerie a été une distance angulaire (α) de $5,7^\circ$. Il est important de souligner que les résultats dépendent grandement de la valeur prédéterminée de (α) et qu'il a déjà été démontré qu'elle peut affecter plus la précision de la classification des pixels que le choix de la méthode de classification en soi (Dennison *et al.*, 2004). À la lumière des résultats obtenus, il serait souhaitable d'avoir recours aux données de référence afin de calibrer la valeur de (α). Cette valeur peut être prédéfinie par exemple par essai et erreur sur la base d'une cartographie de référence (Honarmand *et al.*, 2012).

Les résultats de la section 4.6.1 ont mis en évidence un même patron dans la distribution spatiale des classes à travers les échelles. Il a été mis en évidence aussi une sur et une sous-estimation des classes. C'est-à-dire que les surfaces classées comme étant MG ou PS à l'échelle 120 ont été surestimées au détriment des surfaces classées comme PP ou non classées (NC). Bien que le coefficient de Kappa soit une mesure plus rigoureuse que la précision globale pour valider l'accord entre la référence et les cartographies des images agrégées, ce coefficient ne permet pas de réaliser une analyse centrée sur une seule classe. Les erreurs de commission et d'omission en revanche, facilitent l'analyse des changements entre les classes et permettent de mieux comprendre les sous et sous-estimations observées. Ces sous et surestimation des lithologies ciblées et du matériel non ciblé à l'intérieur de la fosse pourrait avoir des effets pratiques sur la précision du triage de matériel extrait de la fosse. Par exemple, les roches ayant le potentiel de contenir le minéral d'intérêt pourraient être amenées aux haldes à stériles. En même temps, le matériel amené par le convoyeur vers l'usine de traitement pourrait contenir une proportion importante de stériles.

5.2.2 Effet d'échelle lié à la cartographie par démixage spectral MTMF

Cette méthode de démixage spectral utilisée pour la cartographie lithologique de surfaces a déjà été utilisée dans un contexte d'analyse multi-échelle à deux résolutions spatiales. Kruse *et al.* (2011) ont obtenu une précision de classification de 70% et un coefficient de Kappa de 0,3 (faible accord) entre deux images de 15 et 60 m de résolution spatiale. Ils concluent qu'il y a des classes minéralogiques qui disparaissent sur l'image de 60 m de résolution spatiale. La présente étude a mis en évidence, dans la section 4.6.2, que plusieurs classes (ou regroupements) identifiées par MTMF, disparaissent lorsqu'on passe à une autre échelle (de résolution spatiale plus grossière). Il existe une surestimation des pixels non classés (NC) au détriment des différentes combinaisons des *Endmembers* MG, PP et PS identifiés par MTMF. Ces sous-estimations suggèrent que la précision du triage de matériel à l'intérieur de la fosse pourrait être affectée si la cartographie de la surface réalisée par démixage MTMF n'est pas faite avec la résolution spatiale la plus fine. L'ampleur des sous et des surestimations de classes est non seulement appréciable sur la cartographie, mais surtout par les résultats du coefficient Kappa. Toute combinaison de PP, PS et MG pouvant être intéressante pour l'extraction du minéral d'intérêt pourrait être considérée comme du stérile et postérieurement amenée vers les haldes à stériles. L'altitude de vol de l'ASP est alors un paramètre très important car il pourrait déterminer si une sur ou sous-estimation de

matériel a lieu. En plus, la détermination d'une altitude de vol maximale permettant d'avoir une précision de cartographie convenable pourrait favoriser l'acquisition d'imagerie par ASP. Ceci pourrait réduire le temps et les coûts des acquisitions.

Pour utiliser la méthode MTMF afin d'obtenir la cartographie de la surface de la mine, il serait souhaitable d'exploiter la résolution spatiale la plus fine. Il a été démontré (par l'intermédiaire de l'analyse des erreurs de commission et d'omission des classes et par le coefficient de Kappa) qu'au fur et à mesure que l'échelle augmente, les classes obtenues par MTMF varient d'une manière très forte. D'où, l'importance d'utiliser MTMF sur des images de résolution spatiale très fine. Dans cette recherche, une résolution de 10 cm a été obtenue avec une hauteur de vol de 50 m. Cependant, l'altitude de vol devra prendre en compte d'autres facteurs comme la profondeur de la fosse qui pourrait nuire à la précision du géoréférencement des images ou même le suivi des lignes de vol par l'ASP. Il serait également souhaitable d'avoir recours à une donnée de référence pour ajuster les seuils MT et MF comme il a déjà été fait par Boardman et Kruse. (2011).

5.2.3 Influence de la méthode de détermination des *Endmembers* sur la cartographie

L'approche employée pour le choix des *Endmembers* a été la création d'une collection de spectres de trois roches considérées comme étant caractéristiques de la zone survolée par l'ASP. Cette approche est privilégiée dans le contexte d'une cartographie de minéraux (Boardman *and* Kruse, 2011) bien que d'autres auteurs suggèrent d'utiliser d'autres approches basées sur les pixels « purs » (Harsanyi *and* Chang, 1994; Nascimento *and* Dias, 2005; Winter, 1999). Par exemple, N-FINDR, l'*Orthogonal Substance Projection* (OSP), le *Vertex Component Analysis* (VCA) ou le Pixel Purity Index (PPI). Néanmoins, il est important de souligner que la poussière qui recouvre toute la surface de la mine la rend homogène et que finalement les *Endmembers* utilisées (les spectres de réflectance des trois roches PP, PS et MG acquis en laboratoire) ne sont pas représentatifs de la surface captée par Pika II. De plus, en homogénéisant la surface, sa variabilité spectrale diminue et rend difficile aussi la détermination de pixels « purs ». Le phénomène de la poussière est un défi incontournable pour réaliser la cartographie de la surface minière sur la mine en question. Une autre approche employée pour faciliter les opérations minières et qui serait moins affectée par ce phénomène de poussières est celle de cartographier les parois rocheuses. Cette approche montre un grand potentiel (Kurz *and* Buckleva, 2016).

5.3 Comparaison des images Pika II et WV-3

Les résultats des analyses comparatives des images Pika II et WV-3 montrent que la méthode de cartographie qui présente les plus faibles différences de distribution spatiale des classes est SAM. Il faut souligner que la méthode MTMF tient compte des proportions des *Endmembers* en plus des faux positifs acceptés (Boardman *and* Kruse, 2011). Bien que les *Endmembers* (roches caractéristiques) aient été ramassés sur la zone d'intérêt, leurs spectres acquis en laboratoire ne représentent pas fidèlement la surface survolée par l'ASP. Quant à la méthode MTMF, d'autres analyses devraient être réalisées, notamment sur les changements inter-échelle des images individuelles des proportions des *Endmembers*. Ceci implique ne pas combiner toutes les images, mais réaliser l'analyse multi-échelle sur les images de chaque *Endmember* pour étudier une lithologie à la fois. Avec SAM il a été démontré que d'une échelle fine à une échelle plus grossière la proportion de surface qui peut être considérée comme stérile (pixels NC) est classée erronément parmi les lithologies recherchées. Avec MTMF, c'est tout à fait le contraire. D'une échelle fine à une échelle plus grossière les lithologies recherchées sont classées erronément parmi les surfaces stériles (pixels NC).

L'utilisation conjointe de l'imagerie semble être possible malgré les différences entre WV-3 et Pika II agrégée à 120 cm. Il faut se rappeler que l'image WV-3 a été acquise 10 jours après celle de Pika II et que la surface minière est soumise à la dispersion de particules après le dynamitage. Au moins, on peut dire que les cartographies multi-échelle pour la mine pourraient être complémentaires (classifications semblables), puisque les résultats par SAM (Kappa et précision globale) entre Pika II 10 cm et Pika agrégée à 120 cm sont prometteurs. La cartographie de la surface minière pourrait donc être réalisée par l'utilisation d'un capteur satellite et d'un capteur à plus basse altitude.

5.4 Correspondance Ocean Optics – FieldSpec ASD

Les spectromètres de Ocean Optics réussissent à distinguer les échantillons de surface de la même manière que le spectroradiomètre ASD malgré que les deux types de mesures se différencient significativement. Malheureusement, l'intervalle spectral des spectromètres Ocean Optics est une limitation pour leur utilisation dans un contexte minier. Le système de spectrométrie composée de deux capteurs (STS-VIS et STS-NIR) ne couvre que la région spectrale du VNIR (350 – 110 nm)

tandis que le système FieldSpec d'ASD couvre le VNIR ainsi que le SWIR (350 – 2500 nm). Il est reconnu que la partie la plus importante du spectre de réflectance pour l'identification de lithologies et des minéraux est le SWIR (Gupta, 2003; Van der Meer *et al.*, 2012).

Malgré les avantages pratiques qu'offrent les spectromètres Ocean Optics pour être utilisés sur le terrain (sa légèreté et la simplicité d'assemblage), ces deux instruments ne pourraient pas remplacer le spectroradiomètre ASD que dans le cas où la région du VNIR suffit pour identifier les cibles en surface. L'ASD est un instrument fabriqué pour être utilisé sur le terrain dans le contexte de recherches géologiques et sa fabrication est robuste. La fabrication des spectromètres Ocean Optics semblerait plus fine et il semblerait qu'ils sont plus enclins à se briser que l'ASD. Cependant, un avantage des capteurs Ocean Optics qui pourrait être exploité pour des études nécessitant des mesures spectrales dans la région du VNIR sur le terrain, est leur capacité à être utilisé à bord d'un ASP (Ocean Optics, 2016). Cette capacité n'a pas été exploitée durant les campagnes de terrain vue la complexité des campagnes réalisées (accès limité au site, nombre de jours restreint sur le site et jours de vol de l'ASP limités).

5.5 Limites et perspectives de recherche

Les limites à l'utilisation conjointe de l'imagerie satellite et celle de très basse altitude sont diverses. D'abord, le temps entre les acquisitions satellite-ASP devrait être court, vu l'activité dans la fosse. Un autre facteur limitant est le choix de la méthode de cartographie et son paramétrage, car il peut y avoir de grandes différences entre les cartographies dépendamment de l'échelle (comme celles observées pour MTMF). L'approche pour déterminer les *Endmembers* peut être aussi une limite à l'utilisation conjointe de l'imagerie si les *Endmembers* ne sont pas représentatifs de la surface survolée. Un autre élément à prendre en compte pour des futurs travaux est la région spectrale utilisée pour réaliser la cartographie. La région spectrale du SWIR est très utile dans le but d'identifier soit des minéraux soit des lithologies (Gupta, 2003). Malheureusement, la qualité des images n'a pas permis leur utilisation. La centrale inertielle et le GPS du capteur ont présentés des problèmes lors de l'acquisition par ASP. Un sujet très important à considérer sur l'utilisation d'un ASP à l'intérieur d'une fosse, est la profondeur de la fosse et la proximité de l'ASP par rapport aux parois car la ligne de vue vers les satellites GPS pourrait être bloquée.

Il a été constaté sur le terrain, grâce aux deux campagnes réalisées, qu'une couche de poussière recouvre les particules plus grandes. Il s'agit de particules de très petite taille similaires aux particules P utilisés en laboratoire ($P \leq 2$ mm). Cette poussière est générée par le fractionnement de la roche par dynamitage. Elle se dépose et rend la surface de la mine homogène. Ainsi, les *Endmembers* utilisées (les spectres de réflectance des trois roches PP, PS et MG acquis en laboratoire) ne peuvent pas être représentatifs de la surface captée par Pika II. En plus, en homogénéisant la surface, sa variabilité spectrale diminue et rend difficile la détermination de pixels « purs » qui servent à ajuster les seuils pour appliquer le MTMF (McDowell and Kruse, 2015). Le phénomène de la poussière est un défi incontournable pour réaliser la cartographie de la surface minière sur la mine en question.

Il est important de souligner aussi que la concentration spatiale de l'échantillonnage réalisé en novembre 2015 a justifié l'utilisation de seulement 5 échantillons pour réaliser les analyses de variabilité spectrale en laboratoire. À cause de ce faible nombre d'échantillons utilisés, on ne peut pas affirmer avec certitude que la faible variabilité observée est représentative de toute la surface. Quant à la granulométrie utilisée ($G > 2$ mm \geq P), elle néglige l'effet de la géométrie des roches plus grandes (par exemple l'ombre générée). La réalité du terrain est plus complexe car la taille de particules de roche en surface est très variable. La granulométrie du matériel en surface est très variable. Cependant, il a été mis en évidence une variabilité spectrale intragroupe plus faible que la variabilité spectrale intergroupe. Ceci ouvre la possibilité à une nouvelle voie de recherche pour discriminer la poussière des roches de plus grande taille.

6 CONCLUSION

Dans le but de contribuer à la cartographie d'une mine à ciel ouvert, une analyse multi-échelle de la variabilité des spectres de réflectance de la surface minière a été réalisée. Les analyses montrent que la cartographie de la surface minière pourrait être réalisée par l'utilisation conjointe d'un capteur satellite et un capteur à plus basse altitude (à bord d'un ASP par exemple).

Le succès de l'approche dépend des méthodes de cartographies choisies, de leur paramétrage et de l'approche utilisée pour déterminer les échantillons purs. La méthode de classification SAM pourrait être utilisée de manière complémentaire à différentes échelles. La méthode de démixage spectral MTMF pourrait être employée à la résolution spatiale la plus fine pour cibler la roche

d'intérêt. L'utilisation de la région spectrale du SWIR est un complément important à la région du VNIR pour une meilleure détection des lithologies.

L'utilisation de capteurs hyperspectraux à bord d'un ASP et d'une image satellite pour réaliser la cartographie de la fosse d'une mine à ciel ouvert en activité est un grand défi. Une prochaine acquisition d'imagerie sous ces conditions pourrait tenir compte des limites et des perspectives exposées dans le présent ouvrage.

Finalement, d'autres efforts seront nécessaires dans le futur pour améliorer l'application des méthodes de cartographie à un environnement minier en activité. Ils devraient porter notamment sur, i) la capacité à discriminer les particules fines les plus grossières, ii) les avancements technologiques qui permettront d'avoir des capteurs de très large intervalle spectral assez légers pour un ASP et iii) l'analyse des différentes méthodes de cartographie lithologique par l'intermédiaire de *Endmembers*.

7 RÉFÉRENCES

Aubry, P., et Piégay, H. (2001). Pratique de l'analyse de l'autocorrélation spatiale en géomorphologie: définitions opératoires et tests. *Géographie physique et quaternaire*, vol. 55, no 2, p. 111-129.

Agili, H., Daniel, S., and Chokmani, K. (2014). Revue des méthodes de prétraitement des données d'imagerie hyperspectrale acquises depuis un drone. *GEOMATICA*, vol. 68, no 4, p. 331-343.

Analytical Spectral Devices (1999). *FieldSpec, User's Guide*. Analytical Spectral Devices, Boulder, CO, USA, 80 p.

Bian, Z., Miao, X., Lei, S., Chen, S. E., Wang, W., and Struthers, S. (2012). The challenges of reusing mining and mineral-processing wastes. *Science*, vol. 337, no 6095, p. 702-703.

Bioucas-Dias, J. M., Plaza, A., Dobigeon, N., Parente, M., Du, Q., Gader, P., and Chanussot, J. (2012). Hyperspectral unmixing overview: Geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, vol. 5, no 2, p. 354-379.

Boardman, J. W. (1998). Leveraging the high dimensionality of AVIRIS data for improved sub-pixel target unmixing and rejection of false positives: mixture tuned matched filtering. In : *Summaries of the seventh JPL Airborne Geoscience Workshop*, JPL Publication, NASA Jet Propulsion Laboratory, p. 55-56.

Boardman, J. W., and Kruse, F. A. (2011). Analysis of Imaging Spectrometer Data Using-Dimensional Geometry and a Mixture-Tuned Matched Filtering Approach. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, no 11, p. 4138-4152.

Bureau de Recherches Géologiques et Minières (2017). *Enjeux : Consommation et usages*. in *Mineralinfo*, Bureau de Recherches Géologiques et Minières, Paris, France <http://www.mineralinfo.fr/page/consommation-usages>.

Chevalier, P. (1996). Technologies d'assainissement et prévention de la pollution. *Les émissions atmosphériques*, vol. 6, p. 283-341.

- Clark, R. N. (1999). Spectroscopy of rocks and minerals, and principles of spectroscopy. Manual of remote sensing, vol. 3, no 3-58, p. 2.2-4.
- Curtiss, B., and Goetz, A. F. H. (1994). Field spectrometry: Techniques and instrumentation. p. 52-66. *in* Analytical Spectral Devices. FieldSpec, User's Guide. Analytical Spectral Devices, Boulder, 80 p.
- Danner, M., Locherer, M., Hank, T., and Richter, K. (2015). Spectral Sampling with the ASD FieldSpec 4—Theory, Measurement, Problems, Interpretation. Département de géographie, Université Louis-et-Maximilien de Munich; rapport technique, Postdam, 20 p.
- Dennison, P. E., Halligan, K. Q., and Roberts, D. A. (2004). A comparison of error metrics and constraints for multiple endmember spectral mixture analysis and spectral angle mapper. *Remote Sensing of Environment*, vol. 93, no 3, p. 359-367.
- Digital Globe (2018). About Us. *in* DigitalGlobe, Digital Globe inc Westminster, <https://www.digitalglobe.com/about/our-constellation>.
- Drăguț, L., Eisank, C., and Strasser, T. (2011). Local variance for multi-scale analysis in geomorphometry. *Geomorphology*, vol. 130, no 3-4, p. 162-172.
- Environmental Law Alliance Worldwide (2010). Généralités sur l'exploitation minière et ses impacts. Guide pour l'évaluation des EIE de projets minier. <http://www.elaw.org/mining-eia-guidebook>. OR, USA, 100 p.
- Ge, Y., Morgan, C. L., Grunwald, S., Brown, D. J., and Sarkhot, D. V. (2011). Comparison of soil reflectance spectra and calibration models obtained using multiple spectrometers. *Geoderma*, vol. 161, no 3-4, p. 202-211.
- Girouard, G., Bannari, A., El Harti, A., and Desrochers, A. (2004). Validated spectral angle mapper algorithm for geological mapping: comparative study between QuickBird and Landsat-TM. p. 599-604, *in* : XXth ISPRS congress, geo-imagery bridging continents, Istanbul, 12-23 juillet 2004, International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, p. 599-604
- Gupta, R.-P (2003) Remote sensing geology. Springer, New York, 655 p.

- Harsanyi, J. C., and Chang, C. I. (1994). Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: an orthogonal subspace projection approach. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 32, no 4, p. 779-785.
- Hapke, B. (1981). Bidirectional reflectance spectroscopy: 1. Theory. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, vol. 86, no B4, p. 3039-3054.
- Hecker, C., Van der Meijde, M., van der Werff, H., and van der Meer, F. D. (2008). Assessing the influence of reference spectra on synthetic SAM classification results. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 46, no 12, p. 4162-4172.
- Heylen, R., Burazerovic, D., and Scheunders, P. (2011). Fully constrained least squares spectral unmixing by simplex projection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, no 11, p. 4112-4122.
- Honarmand, M., Ranjbar, H., and Shahabpour, J. (2012). Application of principal component analysis and spectral angle mapper in the mapping of hydrothermal alteration in the Jebal–Barez Area, Southeastern Iran. *Resource Geology*, vol. 62, no 2, p. 119-139.
- Hubbard, B. E., and Crowley, J. K. (2005). Mineral mapping on the Chilean–Bolivian Altiplano using co-orbital ALI, ASTER and Hyperion imagery: Data dimensionality issues and solutions. *Remote Sensing of Environment*, vol. 99, no 1-2, p. 173-186.
- Hudson-Edwards, K. A., Jamieson, H. E., and Lottermoser, B. G. (2011). Mine wastes: past, present, future. *Elements*, vol. 7, no 6, p. 375-380.
- Iordache, M. D., Bioucas-Dias, J. M., and Plaza, A. (2011). Sparse unmixing of hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, no 6, p. 2014-2039.
- Jakob, S., Zimmermann, R., and Gloaguen, R. (2017). The Need for Accurate Geometric and Radiometric Corrections of Drone-Borne Hyperspectral Data for Mineral Exploration: MEPHySTo—A Toolbox for Pre-Processing Drone-Borne Hyperspectral Data. *Remote Sensing*, vol. 9, no 1, p. 88.
- Keshava, N., and Mustard, J. F. (2002). Spectral unmixing. *IEEE signal processing magazine*, vol. 19, no 1, p. 44-57.

Keshava, N. (2003). A survey of spectral unmixing algorithms. *Lincoln Laboratory Journal*, vol. 14, no 1, p. 55-78.

Kodikara, G. R., Woldai, T., van Ruitenbeek, F. J., Kuria, Z., van der Meer, F., Shepherd, K. D., and Van Hummel, G. J. (2012). Hyperspectral remote sensing of evaporate minerals and associated sediments in Lake Magadi area, Kenya. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, vol. 14, no 1, p. 22-32.

Kruse, F. A., Lefkoff, A. B., Boardman, J. W., Heidebrecht, K. B., Shapiro, A. T., Barloon, P. J., and Goetz, A. F. H. (1993). The spectral image processing system (SIPS)—interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. *Remote sensing of environment*, vol. 44, no 2-3, p. 145-163

Kruse, F. A., Boardman, J. W., and Huntington, J. F. (1999). Fifteen years of hyperspectral data: northern Grapevine Mountains, Nevada. *in Proceedings of the 8th JPL Airborne Earth Science Workshop: Jet Propulsion Laboratory Publication, JPL Publication, Pasadena*, p. 99-17.

Kruse, F. A. (2000). The effects of spatial resolution, spectral resolution, and SNR on geologic mapping using hyperspectral data, northern Grapevine Mountains, Nevada. *in Proceedings of the 9th JPL Airborne Earth Science Workshop: Jet Propulsion Laboratory Publication, JPL Publication, Pasadena*, p. 261-269.

Kruse, F. A., Taranik, J. V., Coolbaugh, M., Michaels, J., Littlefield, E. F., Calvin, W. M., and Martini, B. A. (2011). Effect of reduced spatial resolution on mineral mapping using imaging spectrometry—Examples using Hyperspectral Infrared Imager (HyspIRI)-simulated data. *Remote Sensing*, vol. 3, no 8, p. 1584-1602.

Kruse, F.A., Baugh, W.M and Perry, S.L., (2015) Validation of DigitalGlobe WorldView-3 Earth imaging satellite shortwave infrared bands for mineral mapping. *Journal of Applied Remote Sensing*, vol. 9, no 1, p. 096044-1 – 096044-17.

Kubelka, P., and Munk, F. (1931). Reflection characteristics of paints. *Zeitschrift fur Technische Physik*, vol. 12, p. 593-601.

Kuester, M., (2016). Radiometric Use of WorldView-3 Imagery. DigitalGlobe, 2016, 12 p.

Kumar, V., and Garg, R. D. (2012). Comparison of different mapping techniques for classifying hyperspectral data. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, vol. 40, no 3, p. 411-420.

Kurz, T. H., and Buckleya, S. J. (2016). a Review of Hyperspectral Imaging in Close Range Applications. *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, in Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Prague, p. 865-870.

Labsphere (2017). Spectralon Targets. *in Labsphere Master The Light*, Labsphere, North Sutton, <https://www.labsphere.com/labsphere-products-solutions/materials-coatings-2/targets-standards/test-child/>

Linear, A., Du, Q., Bioucas-Dias, J.M., Jia, X., and Kruse, F.A (2011). Foreword to the special issue on spectral unmixing of remotely sensed data. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 49, no 11, p. 4104-4111.

Liu, W., and Wu, E. Y. (2005). Comparison of non-linear mixture models: sub-pixel classification. *Remote Sensing of environment*, vol. 94, no 2, p. 145-154.

Marceau, D. J., and Hay, G. J. (1999). Remote sensing contributions to the scale issue. *Canadian journal of remote sensing*, vol. 25, no 4, p. 357-366.

Martha, T. R., Govindharaj, K. B., and Kumar, K. V. (2015). Damage and geological assessment of the 18 September 2011 Mw 6.9 earthquake in Sikkim, India using very high resolution satellite data. *Geoscience Frontiers*, vol. 6, no 6, p. 793-805.

McDowell, M. L., and Kruse, F. A. (2015). Integrated visible to near infrared, short wave infrared, and long wave infrared spectral analysis for surface composition mapping near Mountain Pass, California. *Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XXI*. International Society for Optics and Photonics, vol. 9472, p. 94721C1-14.

Ministère de l'Énergie et des Ressources naturelles (2018) Les portraits territoriaux. *in Énergie et Ressources naturelles*, Ministère de l'Énergie et des Ressources naturelles, Québec, <https://mern.gouv.qc.ca/publications/territoire/planification/portrait-abitibi.pdf>.

Milton, E. J. (1987). Review article principles of field spectroscopy. *Remote Sensing*, vol. 8, no 12, p. 1807-1827.

- Mundt, J. T., Streutker, D. R., and Glenn, N. F. (2007). Partial unmixing of hyperspectral imagery: theory and methods. *in* Proceedings of American Society of Photogrammetry and Remote Sensing, Tampa, p. 440-451.
- Myers, J. L., Well, A., and Lorch, R. F. (2010). Research design and statistical analysis. Routledge, New York, 382 p.
- Nascimento, J. M., and Dias, J. M. (2005). Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, no 4, p. 898-910.
- Neville, R. A., Levesque, J., Staenz, K., Nadeau, C., Hauff, P., and Borstad, G. A. (2003). Spectral unmixing of hyperspectral imagery for mineral exploration: comparison of results from SFSI and AVIRIS. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 29, no 1, p. 99-110.
- NERC Field Spectroscopy Facility (2018). ASD FieldSpec Pro System. In Field Spectroscopy Facility, Natural Environment Research Council, Edinburgh, http://fsf.nerc.ac.uk/instruments/asd_fieldspec.shtml.
- Ocean Optics (2016). STS Developers kit. Specifications. *in* Ocean Optics, Halma PLC, Largo, <http://oceanoptics.com/product/sts-developers-kit/>
- Oliveau, S. (2010). Autocorrélation spatiale: leçons du changement d'échelle. *L'Espace géographique*, vol. 39, no 1, p. 51-64.
- Onyxstar (2017). Hydra-12. *in* OnyxStar, OnyxStar, <http://www.onyxstar.net/hydra-12/>
- Plaza, A., Martínez, P., Pérez, R., and Plaza, J. (2002). Spatial/spectral endmember extraction by multidimensional morphological operations. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 40, no 9, p. 2025-2041.
- Plaza, A., Martín, G., Plaza, J., Zorteza, M., and Sánchez, S. (2011). Recent developments in endmember extraction and spectral unmixing. p. 235-267, *in* Optical Remote Sensing, Berlin, 341 p.

Rawat and Kumar (2015). Manish. Monitoring land use/cover change using remote sensing and GIS techniques: A case study of Hawalbagh block, district Almora, Uttarakhand, India. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, vol. 18, no 1, p. 77-84.

Resonon (2016). Remote Sensing Systems. *in Complete Hyperspectral Imaging Systems*, Resonon, Bozeman, <http://www.resonon.com/>.

Richards, J. A., and Xiuping Jia (2006). Remote sensing digital image analysis. Berlin et al.: Springer, Vol 4, 386 p.

Roberts, D. A., Gardner, M., Church, R., Ustin, S., Scheer, G., and Green, R. O. (1998). Mapping chaparral in the Santa Monica Mountains using multiple endmember spectral mixture models. *Remote sensing of environment*, vol. 65, no 3, p. 267-279.

Rogge, D. M., Rivard, B., Zhang, J., Sanchez, A., Harris, J., and Feng, J. (2007). Integration of spatial-spectral information for the improved extraction of endmembers. *Remote Sensing of Environment*, vol. 110, no 3, p. 287-303.

Salomons, W. (1995). Environmental impact of metals derived from mining activities: processes, predictions, prevention. *Journal of Geochemical exploration*, vol. 52, no 1, p. 5-23.

Satimagingcorp (2016) Satellites. In Satellite Imaging Corporation. Satellite Imaging Corporation, Houston, <http://www.satimagingcorp.com/>.

Shkuratov, Y., Starukhina, L., Hoffmann, H., and Arnold, G. (1999). A model of spectral albedo of particulate surfaces: Implications for optical properties of the Moon. *Icarus*, vol. 137, no 2, p. 235-246.

Sohn, Y., and Rebello, N. S. (2002). Supervised and unsupervised spectral angle classifiers. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, vol. 68, no 12, p. 1271-1282.

Swayze, G. A., Smith, K. S., Clark, R. N., Sutley, S. J., Pearson, R. M., Vance, J. S., Hageman, P.L., Briggs, P.H., Meier, A.L., Singleton, M.J and Roth, S. (2000). Using imaging spectroscopy to map acidic mine waste. *Environmental Science & Technology*, vol. 34, no 1, p. 47-54.

Taranik, J. V., Calvin, W. M., and Kruse, F. A. (2010). Reflectance spectroscopy applied to exploration for mineral deposits and geothermal systems, and to the remediation of mined lands in

the great basin of the western United States. p. 1-38 *in* Proceedings of Art, Science and Applications of Reflectance Spectroscopy Symposium. Boulder, Colorado, 23-25 février 2010, ASD and IEEE GRSS, p. 1-38.

Vaiphasa, C. (2006). Consideration of smoothing techniques for hyperspectral remote sensing. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, vol. 60, no 2, p. 91-99.

Van der Meer, F. D., Van der Werff, H. M., van Ruitenbeek, F. J., Hecker, C. A., Bakker, W. H., Noomen, M. F., Van der Meijde, M.E., Carranza, J.M., Boudewijn de Smeth, J and Woldai, T. (2012). Multi-and hyperspectral geologic remote sensing: A review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 14, no 1, p. 112-128.

Van Oort, P. A. J. (2007). Interpreting the change detection error matrix. *Remote Sensing of Environment*, vol. 108, no 1, p. 1-8.

Wares, R., et Prud'homme, S (2013). La mine Canadian Malartic, partie sud de la Ceinture de l'Abitibi, Québec, Canada : découverte et mise en valeur d'un gisement aurifère archéen à fort tonnage. Corporation minière Osisko. Bulletin Québec Mines. Québec, <http://mern.gouv.qc.ca/mines/quebec-mines/precedents.asp#juin2013>.

Winter, M. E. (1999). An algorithm for fast autonomous spectral end-member determination in hyperspectral data. *Imaging Spectrometry V*. International Society for Optics and Photonics, Vol. 3753, p. 266-276.

Wu, H., and Li, Z. L. (2009). Scale issues in remote sensing: A review on analysis, processing and modeling. *Sensors*, vol. 9, no 3, p. 1768-1793.

Wu, J., Jelinski, D. E., Luck, M., and Tueller, P. T. (2000). Multiscale analysis of landscape heterogeneity: scale variance and pattern metrics. *Geographic information sciences*, vol. 6, no 1, p. 6-19.

Zadeh, M. H., Tangestani, M. H., Roldan, F. V., and Yusta, I. (2014). Mineral exploration and alteration zone mapping using mixture tuned matched filtering approach on ASTER data at the central part of Dehaj-Sarduiyeh copper belt, SE Iran. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, no 1, p. 284-289.

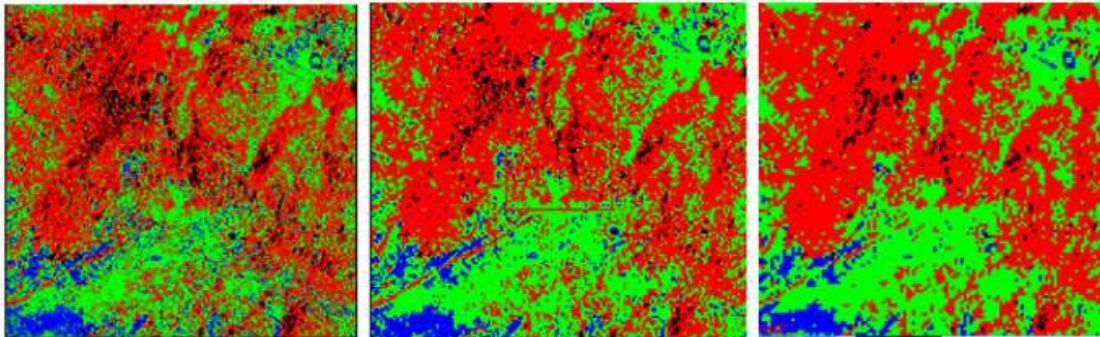
Zhang, X., and Li, P. (2014). Lithological mapping from hyperspectral data by improved use of spectral angle mapper. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 31, p. 95-109.

Zhou, X., Jara, C., Bardoux, M., and Plasencia, C. (2017). Multi-Scale integrated application of Spectral Geology and Remote Sensing for Mineral Exploration. p. 899-910, *in* Proceedings of Exploration 17: Sixth Decennial International Conference on Mineral Exploration, Toronto, 21-25 octobres 2017, Decennial Mineral Exploration Conferences, Toronto, p. 899-910.

Zortea, M., and Plaza, A. (2009). Spatial preprocessing for endmember extraction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no 8, p. 2679-2693.

8 ANNEXES

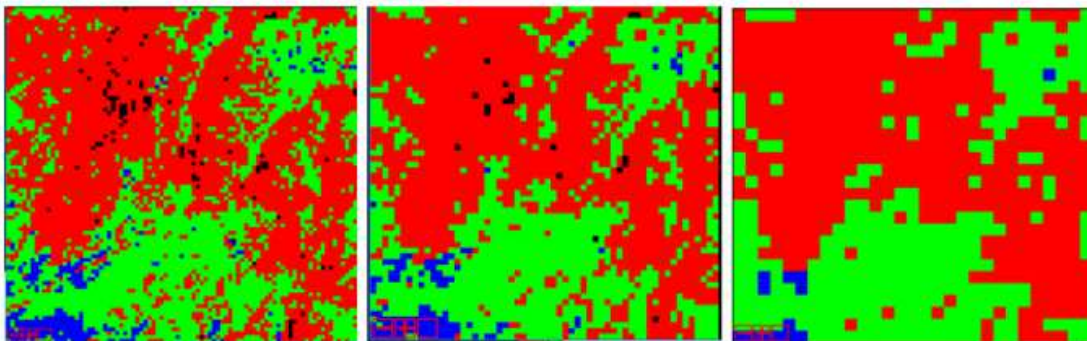
Annexe 1 : Cartographies et proportions des *Endmembers* PP, PS et MG par la méthode SAM appliquée sur l'imagerie Pika II (échelles 10, 20, 30, 40, 60 et 120)



	Npts	%
Non class	9125	7,53
Vert	42820	35,36
Rouge	59585	49,20
Bleu	9574	7,91

	Npts	%
Non class	1073	3,54
Vert	11174	36,91
Rouge	16362	54,04
Bleu	1667	5,51

	Npts	%
Non class	278	2,07
Vert	4995	37,12
Rouge	7562	56,20
Bleu	621	4,62

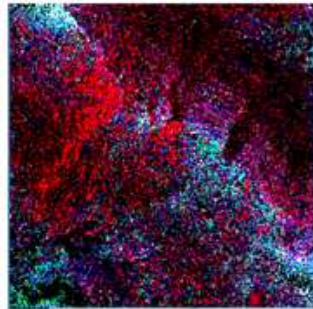


	Npts	%
Non class	103	1,36
Vert	2829	37,38
Rouge	4323	57,11
Bleu	314	4,15

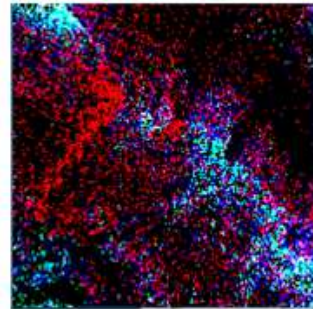
	Npts	%
Non class	19	0,56
Vert	1274	37,87
Rouge	1949	57,94
Bleu	122	3,63

	Npts	%
Vert	332	39,48
Rouge	488	58,03
Bleu	21	2,50

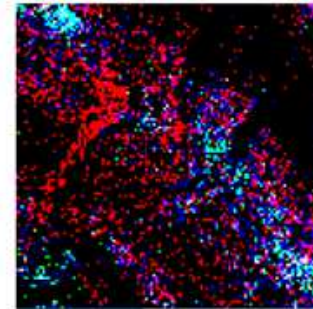
Annexe 2 : Cartographies et proportions des différentes combinaisons des *Endmembers* PP, PS et MG par la méthode MTMF appliquée sur l'imagerie Pika II (échelles 10, 20, 30, 40, 60 et 120)



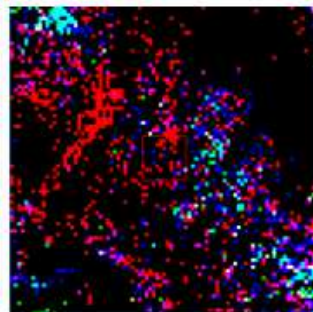
	Npts	Percent
Vert	1003	0,83
Blanc	3980	3,29
Cyan	6031	4,98
Bleu	6075	5,02
Mauve	7137	5,89
Rouge	19458	16,07
Noir	77420	63,93



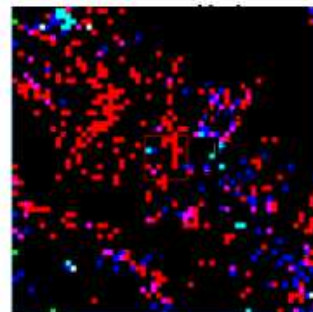
	Npts	Percent
Vert	780	0,64
Blanc	1872	1,55
Mauve	4624	3,82
Cyan	5508	4,55
Bleu	7328	6,05
Rouge	15108	12,48
Noir	85884	70,92



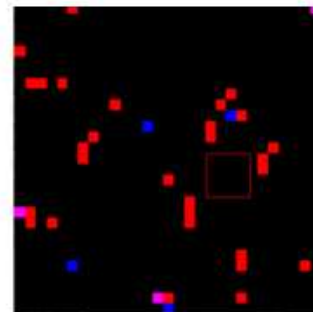
	Npts	Percent
Vert	480	0,40
Blanc	1032	0,85
Cyan	3513	2,90
Mauve	4107	3,39
Bleu	6522	5,39
Rouge	12876	10,63
Noir	92574	76,44



	Npts	Percent
Blanc	688	0,57
Vert	720	0,59
Cyan	2128	1,76
Mauve	3744	3,09
Bleu	5136	4,24
Rouge	10224	8,44
Noir	98464	81,31



	Npts	Percent
Vert	138	0,11
Blanc	144	0,12
Cyan	660	0,55
Bleu	2076	1,71
Mauve	3504	2,89
Rouge	10230	8,45
Noir	104352	86,17



	Npts	Percent
Mauve	444	0,37
Bleu	576	0,48
Rouge	4152	3,43
Noir	115932	95,73