



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace

Présentée et soutenue par :

Etienne DUCASSE

le mercredi 3 avril 2019

Titre :

Cartographie fine de l'argile minéralogique par démélange d'images hyperspectrales à très haute résolution spatiale

École doctorale et discipline ou spécialité :

ED GEET : Photonique et systèmes optoélectroniques

Unité de recherche :

Équipe d'accueil ISAE-ONERA OLIMPES

Directeur(s) de Thèse :

M. Xavier BRIOTTET (directeur de thèse)

Jury :

M. Nicolas DOBIGEON Professeur INP Toulouse - Président

M. Xavier BRIOTTET Directeur de Recherche ONERA - Directeur de thèse

M. Bas VAN WESEMAEL Professeur Université Catholique de Louvain - Rapporteur

M. Sylvain DOUTÉ Directeur de Recherche IPAG - Rapporteur

Mme Cécile GOMEZ Chargée de Recherche LISAH

M. Gilles GRANDJEAN Ingénieur Bureau de Recherche Géologique et Minier (BRGM)

Mme Karine ADELIN Ingénieure ONERA

Mme Emmanuelle VAUDOUR-DUPOUIS Maître de Conférences AgroParisTech

« C'est surtout aux murs des souterrains qu'il faut apporter le plus grand soin, à cause des terres qui ordinairement déterminent grand nombre d'accidents. Les terres, en effet, n'ont pas dans les autres saisons le même poids qu'en été; pénétrées par les pluies abondantes de l'hiver, elles se gonflent, et par le poids et le volume qu'elles acquièrent, elles pressent et rompent la maçonnerie. »

Marcus Vitruvius Pollio, *De architectura*, Livre VI, 25 av. J.-C.

Remerciements

N'est-ce pas paradoxal que l'une des dernières choses que je rédige sur le manuscrit soit celle qui apparaisse en première page ? Cela prend tout son sens car si la science consiste autant à marcher sur les épaules de géants qui nous ont précédés, elle ne pourrait pas exister sans ceux qui nous soutiennent jour après jour, et c'est ces derniers que je tiens à remercier maintenant.

Du fond du cœur, un grand merci à l'équipe qui a encadré ma thèse, et qui m'a permis de grandir dans ce projet. Côté ONERA, merci à toi, Xavier d'avoir supervisé mon projet de recherche et de m'avoir permis de rester sur les rails, tout en ayant su rester disponible quand j'en avais le plus besoin. De même, je remercie Karine, qui m'a appris à mettre de la rigueur dans mon travail et de son apport scientifique. Ces leçons ne seront pas oubliées dans la nouvelle aventure dans laquelle je m'embarque ! Côté BRGM, je te remercie Gilles de ton soutien bienveillant ainsi que de tes retours rigoureux sur mon travail. Merci à toi Audrey, de t'être investie dans ce projet et de m'avoir soutenu, en particulier lors de la rude campagne de terrain dans la Beauce ! Anne, merci d'avoir partagé ton expérience et de tes retours dans ce projet. Enfin, je tenais à remercier Rosa, qui a été mon encadrante en début de thèse et qui m'a permis de commencer cette thèse dans les meilleures conditions !

Mes sincères et profonds remerciements vont à Aurélien Bablet et Stéphane Jacquemoud de l'IPGP qui ont participé à la campagne de terrain, qui a été une réussite malgré une météo peu favorable ! De plus, de nombreuses mesures en laboratoire n'auraient pu être réalisées sans le soutien de l'équipe du LAB du BRGM, Hubert Haas, Nicolas Maubec et Sébastien.

Ensuite, un grand merci à l'équipe du département DOTA de Toulouse pour les bons moments partagés, mais aussi plus spécifiquement quelques personnes qui ont aussi énormément apporté à la thèse : Philippe pour la gestion des caméras, Véronique pour son aide sur l'extraction des pôles de mélange et tous ceux qui de près ou de loin ont aidé à la réalisation de cette thèse... Je tiens aussi à remercier mes nombreux collègues de thèse : Josselin, mon camarade de la première heure et squasheur de génie, mais aussi les "anciens" doctorants : Antoine, Vincent, Charlotte, Bertrand comme les "nouveaux" qui forment une équipe de choc : Guillaume, Sandra, Simon³, Thomas, Florian et Lucas !

De nombreux remerciements vont à l'équipe RIG d'Orléans qui m'ont grandement apporté lors de nombreuses discussions, notamment Sébastien Gourdiér pour son expertise sur les sols soumis au retrait-gonflement, et à toute l'équipe pour l'ambiance extrêmement chaleureuse avec laquelle vous m'avez accueilli. Plus particulièrement merci à Clara d'avoir hébergé le présent (squatteur/auteur). Un grand merci à mon cobureau Thomas de m'avoir supporté et fait découvrir l'ultimate frisbee (et à toute l'équipe au passage !). Je tiens aussi à remercier tous les collègues et les stagiaires qui ont apporté du soleil dans le ciel (parfois) gris de l'Orléanais : Arthur, Valentin, Scarlett, Apo, Alexandre, Lucie, Baptiste, et je m'excuse si j'en oublie...

Un petit mot pour les copains (Toulousains, "Dijonnais", Montpelliérains...) qui m'ont assisté à mes éclats de joie et de peine lors de ces 3 et quelques années sans forcément comprendre les enjeux... Je vous en remercie ! Enfin, je veux remercier celles qui me supportent quoi qu'il en coûte, ma mère Chantal et ma soeur, Emilie. Elles ont englouti tous mes doutes et les moments d'abattement que j'ai pu ressentir à certains moments sous un océan de compréhension et de sollicitude. Un dernier mot pour mon papa, Bernard, qui m'a toujours soutenu mais qui n'est plus là aujourd'hui pour voir ce travail se concrétiser sur ces pages...

Encadrement

Je tiens à remercier tout particulièrement l'ensemble de mes encadrants :

- Xavier Briottet (ONERA)
- Gilles Grandjean (BRGM)
- Audrey Hohmann (BRGM)
- Karine Adeline (ONERA)
- Anne Bourguignon (BRGM)

Financement

Je tiens à remercier les organismes sans qui cette thèse n'aurait jamais pu voir le jour. Ces travaux ont été financés par le concours du Bureau de Recherches Géologiques et Minières (BRGM) et par la Direction Générale de l'Armement (DGA). La campagne de terrain a aussi été financée par le centre français de recherche aérospatiale (ONERA).

Table des Matières

Introduction Générale	1
I Présentation des caractéristiques générales des sols et des méthodes de quantification des argiles minéralogiques	7
I.1 Introduction	7
I.2 Description des sols	7
I.2.1 Origine de leur formation et composants principaux	7
I.2.2 La famille des phyllosilicates : les argiles	11
I.3 Propriétés optiques des sols	12
I.3.1 Caractéristiques spectrales des principaux composants des sols	13
I.3.2 Caractéristiques spectrales des mélanges	16
I.4 Cartographie des argiles minéralogiques	19
I.4.1 À l'échelle du laboratoire et du terrain	19
I.4.2 En télédétection	22
I.5 Méthodes de Quantification des argiles minéralogiques	23
I.5.1 Approches avec connaissances a priori	24
I.5.2 Approches analytiques	26
I.6 Synthèse	28
II Présentation de la démarche : données, moyens et méthodes	30
II.1 Introduction	30
II.2 Présentation des jeux de données	30
II.2.1 Acquisition en laboratoire d'images hyperspectrales de mélanges contrôlés de minéraux	30
II.2.2 Acquisition sur le terrain d'images hyperspectrales	36
II.3 Présentation de la chaîne méthodologique	52
II.3.1 Prétraitements spectraux	53
II.3.2 Choix des pôles de mélange	54
II.3.3 Méthodes de démixage	56
II.3.4 Critères d'évaluation	58
II.4 Synthèse	59
III Quantification des argiles minéralogiques en laboratoire	61
III.1 Introduction	61
III.2 Démixage linéaire sur les mélanges de type "patchwork"	63
III.2.1 Mélanges binaires d'argiles minéralogiques	63
III.2.2 Mélanges binaires argile/calcite et argile/quartz	67

III.3	Démélange linéaire et non-linéaire sur les mélanges intimes	70
III.3.1	Mélanges binaires d'argiles minéralogiques	70
III.3.2	Mélanges ternaires d'argiles minéralogiques	72
III.3.3	Mélanges argile/calcite et argile/quartz	76
III.4	Discussions	78
III.4.1	Cas de mélanges d'argiles minéralogiques	78
III.4.2	Cas de mélanges argile/calcite et argile/quartz	81
III.5	Synthèse	85
IV	Quantification des argiles minéralogiques sur des sols naturels	87
IV.1	Introduction	87
IV.2	Analyse des spectres de sols	87
IV.3	Choix des pôles de mélanges	93
IV.3.1	Utilisation de bibliothèques spectrales	93
IV.3.2	Extraction des pôles de mélange sans connaissances a priori	94
IV.4	Présentation des résultats de démélange	99
IV.4.1	Comparaison des méthodes de démélange	100
IV.4.2	Comparaison des bibliothèques spectrales	105
IV.4.3	Interprétation spatiale des résultats sur les zones échantillonnées	108
IV.4.4	Cartographie des argiles sur les 3 sites d'étude	111
IV.5	Synthèse	116
	Conclusion Générale	119
	Annexes	125
	Bibliographie	201
	Résumé	219

Introduction générale

Contexte

Les sols représentent un environnement complexe, spatialement et temporellement dynamiques dans leur structure comme dans leur composition (Carmon et Ben-Dor, 2017). Ils fournissent des services essentiels à l'humanité comme le stockage et la filtration de l'eau, le support de l'agriculture, le stockage du carbone permettant de réguler le climat et le support physique du bâti. Ainsi, la connaissance des sols, notamment leur composition en minéraux argileux et leur cartographie est nécessaire pour la prise de décision sur la gestion de nombreuses activités anthropiques.

Il est important de spécifier que le terme « argile » peut correspondre à deux définitions distinctes en géologie.

- En premier lieu, une argile correspond à une classe de texture, c'est-à-dire à un classement par taille de particules dans les sols. Les graviers sont les éléments de taille inférieure à 2 cm et supérieurs à 2 mm. Les sables ont une taille de grain comprise entre 2 mm et 50 μm . Les limons sont les éléments avec une taille de grain comprise entre 50 μm et 2 μm . Les éléments en dessous de cette limite sont les argiles.
- En second lieu, une argile est constituée de minéraux de la famille des phyllosilicates. Ils présentent un assemblage structural spécifique. Dues aux conditions de température et de précipitations, 3 familles de phyllosilicates existent sous les latitudes tempérées : la kaolinite, l'illite et les smectites.

Le terme "argiles" fait référence à la définition minéralogique au sein de ce document.

L'étude des minéraux argileux est motivée par l'évaluation du risque de retrait-gonflement des sols, affectant le bâti, et l'évaluation du potentiel de traficabilité des sols, affectant la mobilité.

Le retrait-gonflement des sols est un phénomène engendrant de nombreux sinistres sur le bâti. Il est conditionné par le contenu en eau du sol et la présence de minéraux argileux. En effet, les argiles dites gonflantes (smectites, minéraux argileux interstratifiés, vermiculites, et chlorites) sont sensibles à la teneur en eau du sol : elles se rétractent lors des périodes de sécheresse et gonflent après de très fortes pluies. Ces changements de volumes du sol vont engendrer des fissures sur les constructions et à terme endommagent gravement les structures bâties (Fig. 1). En France, ces sinistres totalisent 38 % des coûts d'indemnisation des catastrophes naturelles, après les inondations. Pour la période 1990-2014, son coût global représente un peu plus de 9 milliards d'euros, soit 370 millions d'euros par an (ministère de la transition écologique et solidaire, 2017, Fig. 2). En Grande-Bretagne, l'association des assureurs britanniques a estimé le coût lié au retrait-gonflement des sols à plus de 400 millions de livres chaque année (Crilly et Driscoll, 2000). Aux USA, le coût économique de ces sinistres atteignent 15 milliards de dollars annuellement (Nelson et Miller, 1992). L'augmentation démographique ainsi que les projections de

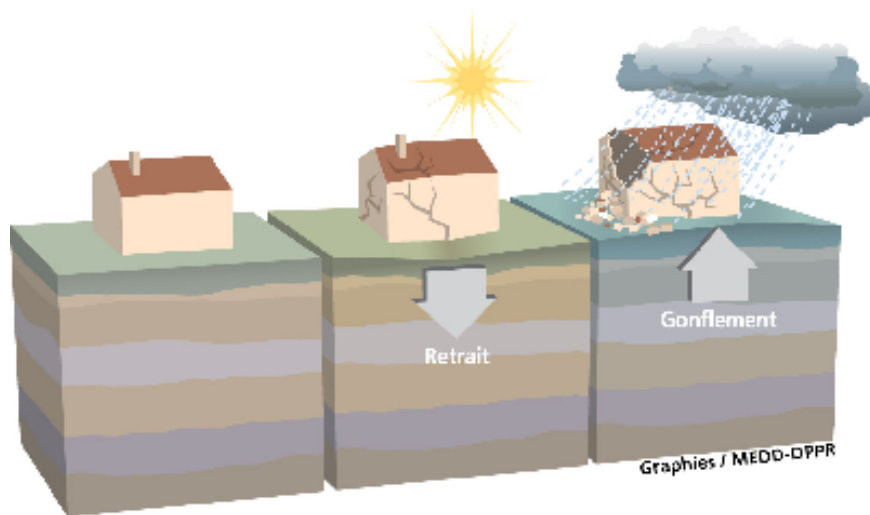


FIGURE 1 – Illustration du phénomène de retrait-gonflement des sols (Ministère de la Transition écologique et solidaire).

changement climatique augmenteront ce risque aux latitudes tempérées, qui touchera dans le futur des zones jusque-là épargnées par la sécheresse (Cramer *et al.*, 2009; Re, 2011). L'identification des sols sujets à ce phénomène s'appuie actuellement sur des mesures géotechniques ponctuelles d'identification des argiles minéralogiques, difficiles à mettre en œuvre pour l'observation de grandes surfaces. Parallèlement, les premières cartes d'aléas sont créées à partir de cartes géologiques en identifiant les formations sensibles à ce phénomène (Bouchut et Giot, 2004). Le BRGM a établi ces cartes par département pour le territoire français¹. Toutefois, l'échelle grossière de ces cartes (1 :50 000^e) ne permet pas de prendre en compte les hétérogénéités spatiales locales (de l'ordre du mètre) des formations géologiques.

Un autre enjeu important, tant dans le domaine civil que militaire, est la traficabilité d'une région, c'est à dire la capacité d'un terrain à supporter un mouvement continu de véhicules. Sa connaissance permet par exemple de faciliter (i) le déploiement des forces militaires (opérations Serval et Barkhane au Mali), (ii) l'accès aux zones sinistrées pour l'aide humanitaire après une catastrophe naturelle (accès de l'aide internationale après le tremblement de terre à Haïti en 2010, ou des secours sur la côte Atlantique après le passage de la tempête Xynthia en 2010) ou industrielle (accident nucléaire de Fukushima au Japon en 2011) et (iii) l'accès des machines agricoles sur les zones à cultiver dans le cadre de l'agriculture. La mesure de traficabilité revient à estimer si un véhicule peut se déplacer sur un terrain (Fig. 3) et donc à prévoir son interaction avec le sol. Plusieurs modèles de traficabilité décrivant cette interaction ont été développés (Grandjean et Angélieume (2009); Slocum *et al.* (2003); Dettwiller *et al.* (2018); Hohmann *et al.* (2013); Lee et Shin (2015)). Néanmoins, les deux modèles de traficabilité tout-terrain les plus populaires sont le NATO Reference Mobility Model (NRMM; Ahlvin et Haley (1992)) et le Virtual Autonomous Navigation Environnement, (VANE; Jones *et al.* (2008)) développés par le centre de recherche et de développement de l'armée américaine (ERDC). Ces modèles sont limités à l'heure actuelle par leur incapacité à fournir une estimation de traficabilité fiable hors mesures in situ (pénétromètres, scissomètres,...), à cause du manque d'information de la teneur en argiles des sols à très haute résolution spatiale.

1. Cartes et description méthodologique visibles à l'adresse : <http://www.georisques.gouv.fr/dossiers/alea-retrait-gonflement-des-argiles/>

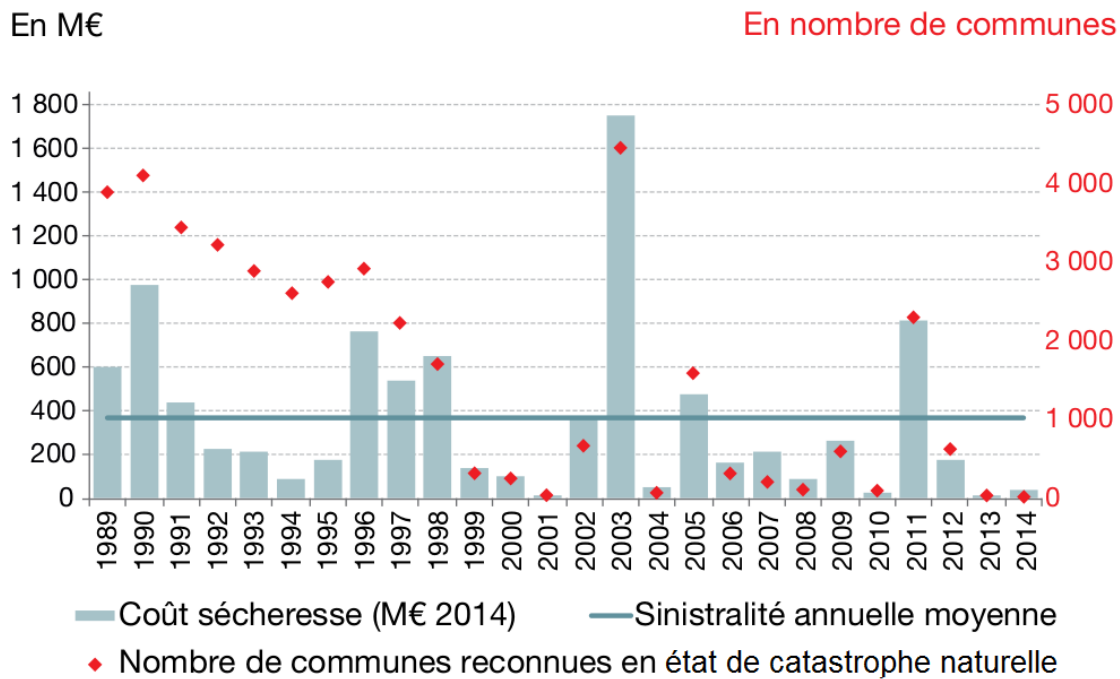


FIGURE 2 – Coût de la sinistralité due au retrait-gonflement des sols argileux en France (données caisse centrale de réassurance, 2017).

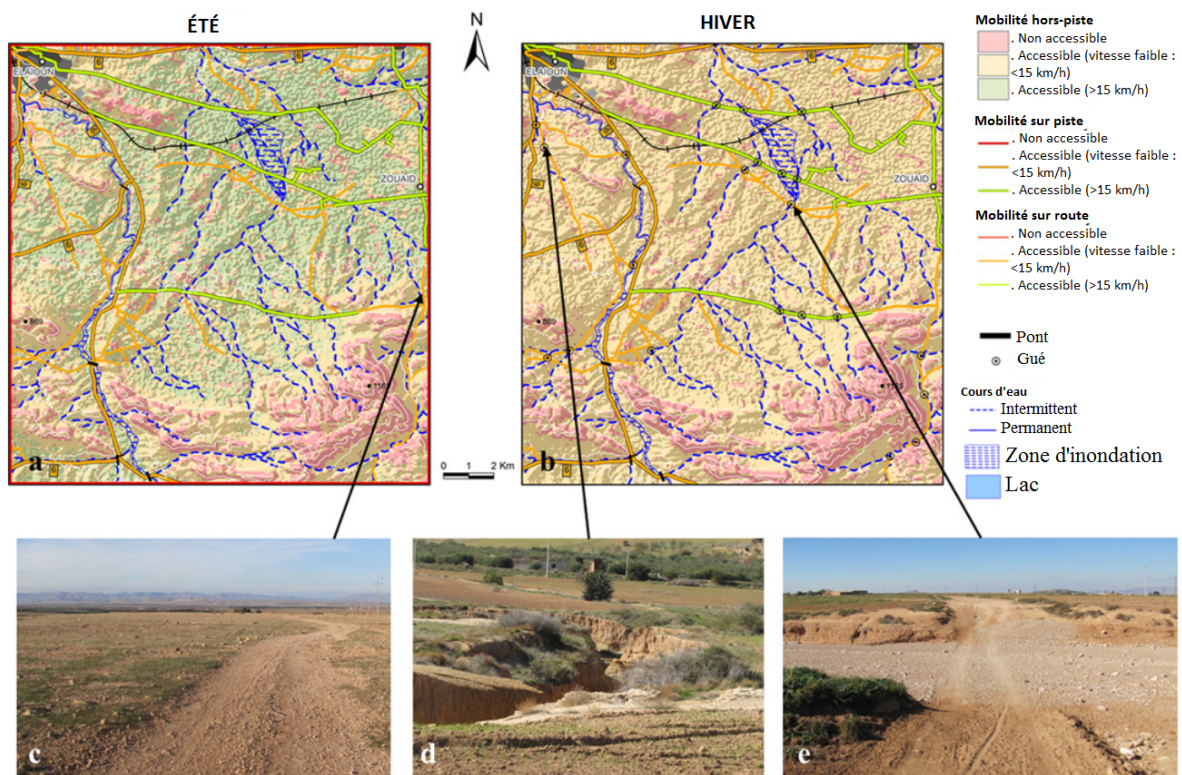


FIGURE 3 – Cartes de traficabilité pour la région d'El Aioun, Maroc a) pour l'été ; b) pour l'hiver, c), d), e) photos de la vérité terrain correspondante (Hohmann *et al.*, 2013).

L'ensemble de ces enjeux font de la connaissance du contenu en minéraux argileux des sols un besoin critique. Celui-ci est habituellement quantifié par des analyses d'échantillons, qui restent ponctuelles et chronophages, compliquant leur mise en œuvre pour l'observation de grandes surfaces. Pour pallier à ces inconvénients, des approches ont été réalisées par télédétection (optique et radar principalement).

La télédétection pour la cartographie des argiles

Les approches par imagerie radar n'ont pas offert de résultats fiables quels que soient les paysages, dû à la sensibilité de la mesure à la rugosité de surface (Deffontaines *et al.*, 2015; Kourdian, 2011). Plusieurs études ont mis en évidence l'intérêt d'utiliser la spectroscopie dans le domaine réflectif (0,4 - 2,5 μm) pour identifier et quantifier l'abondance des minéraux argileux dans les sols. En effet, les minéraux ont des bandes d'absorption dont la forme et la position sont spécifiques à leur composition chimique ce qui permet de les différencier (Kariuki *et al.*, 2004).

D'un côté, plusieurs auteurs ont quantifié avec succès les argiles minéralogiques dans les sols (Dufrechou *et al.*, 2015; Mulder *et al.*, 2013; Viscarra Rossel *et al.*, 2006a) par spectroscopie de terrain et de laboratoire. Néanmoins, ces études ont été réalisées sur des sols secs, dans des conditions idéales d'éclairage, éloignées de cas réels. D'un autre côté, l'imagerie hyperspectrale aéroportée peut détecter les argiles (Bedini *et al.*, 2009; Chabrillat *et al.*, 2002; Kruse *et al.*, 2000). Néanmoins, du fait que la plupart des capteurs actuels ont une résolution spatiale de l'ordre du mètre à la dizaine de mètres et comme les minéraux argileux ont une signature spectrale faible, le signal est souvent masqué soit par le mélange du spectre du sol avec celui d'autres composants au sein du pixel (végétation...) soit par le faible rapport signal à bruit des capteurs dans le domaine spectral affecté par les argiles (1000-2500 nm). Ces problèmes ne permettent pas de quantifier les minéraux argileux à cette échelle (pas de différenciation de l'illite et la smectite).

L'essor récent de plateformes aéroportées de type drone pour l'imagerie hyperspectrale devrait permettre de lever ces limitations par une meilleure résolution spatiale des images acquises, passant de l'ordre du mètre pour les données aéroportées au centimètre pour les données drone (Van der Meer *et al.*, 2018; Robert Jackisch *et al.*, 2018). Ces avancées doivent offrir un plus grand nombre de pixels de sols purs, et ainsi améliorer la quantification des minéraux argileux. Néanmoins, des capteurs hyperspectraux pour drone dans le domaine spectral affecté par les argiles (1000-2500 nm) ont été développés récemment (par exemple la caméra HySpex Mjolnir S-620 développée par Norsk Elektro Optikk) et des travaux sont en cours pour évaluer leur intérêt dans le cadre de la télédétection appliquée en géologie.

Aussi, les méthodes employées pour quantifier les argiles sont basées sur une hypothèse de mélange des signatures spectrales de minéraux au sein des sols. Cela pose deux problèmes :

- (i) Tout d'abord, les argiles sont mélangées avec d'autres minéraux (calcite, quartz, feldspaths...) et d'autres composants (matière organique...) qui masquent leurs bandes d'absorption caractéristiques.
- (ii) Ensuite, certaines études posent l'hypothèse d'un mélange linéaire des spectres des minéraux des sol (ou « patchwork »), signifiant que chaque composant aura sa signature spectrale mélangée proportionnellement à son abondance relative au sein du sol (Viscarra Rossel *et al.*, 2006a; Dufrechou *et al.*, 2015; Mulder *et al.*, 2013). Or, le sol est un mélange dit intime, produisant de la

diffusion dans le volume, ce qui induit des non-linéarités sur le comportement spectral de la réflectance (Clark, 1999). L'impact de ce phénomène doit être évalué pour permettre de discriminer et quantifier de façon précise les minéraux argileux.

Objectifs et démarche

L'étude consiste à définir une méthode de quantification des minéraux argileux dans les sols par démelange à partir d'un capteur hyperspectral dans le domaine électromagnétique $0,4 - 2,5 \mu\text{m}$, à très haute résolution spatiale (1 – 50 cm de résolution). A partir des limites de la littérature précédemment présentées, trois étapes ont été identifiées :

- (i) Quelle méthode de démelange couplant des prétraitements spectraux au démelange permet d'obtenir les meilleures performances pour quantifier les argiles ? Les méthodes linéaires et non-linéaires de démelange sont elles aussi performantes dans le cas de mélanges intimes ?
- (ii) Quelles sont les limites de ces méthodes selon la composition minérale du sol ? Les performances de ces méthodes seront elles les mêmes entre le cas de sols purement argileux et en présence d'autres minéraux présents (quartz, calcite) ?
- (iii) Les méthodes de démelange sont elles performantes sur des images de sols acquises en conditions réelles ? Peut-on s'affranchir des facteurs perturbateurs (végétation, rugosité) pour l'estimation des argiles ?

Pour répondre à ces questions, cette thèse est organisée en 4 parties.

Dans un premier temps (Chapitre I), un état de l'art est présenté sur les propriétés spectrales des sols et des argiles ainsi que des méthodes utilisées pour les quantifier dans les sols.

Dans un deuxième temps (Chapitre II), la présentation des méthodes et la description des données employées dans cette étude sont abordées.

Dans un troisième temps (Chapitre III), sachant que les minéraux argileux ont une signature spectrale très proche, une évaluation des performances des méthodes de démelange dans le cas de mélange d'argiles est réalisée, puis avec des mélanges d'argiles avec d'autres minéraux existants dans les sols. L'expérimentation a consisté en l'acquisition en laboratoire d'images hyperspectrales de mélanges contrôlés de minéraux. Les travaux décrits dans ce chapitre font l'objet d'une publication en cours de soumission.

Dans un quatrième temps (Chapitre IV), les sols étant des mélanges complexes, l'étude précédemment réalisée en laboratoire a été étendue à des mesures sur le terrain. L'objectif est d'évaluer les performances des méthodes de démelange pour l'estimation des argiles en conditions réelles (impact de la rugosité, de la végétation). L'acquisition d'images de sols à très haute résolution spatiale, de l'ordre du centimètre a été réalisée par des caméras hyperspectrales installées sur une nacelle.

Enfin, une synthèse des travaux effectués et des résultats obtenus est présentée dans la conclusion suivie des perspectives de recherche.

Chapitre I

Présentation des caractéristiques générales des sols et des méthodes de quantification des argiles minéralogiques

I.1 Introduction

L'étude des argiles minéralogiques nécessite de bien comprendre l'origine de ces minéraux et leur composition, qui sont présentés dans la section I.2. Les caractéristiques spectrales du sol sont décrites dans la section I.3. En effet, certains minéraux ont une signature spectrale spécifique qui permet de les différencier. Sont également décrits les phénomènes affectant la signature spectrale de ces minéraux : (i) la présence d'autres composants dans la scène, telle que la matière organique et (ii) les phénomènes physiques interagissant aux échelles du mélange minéral et de la surface. Puis, dans la section I.4, les méthodes de mesure pour détecter et quantifier les minéraux argileux dans les sols, à l'échelle du terrain et avec des capteurs embarqués sont exposées. Enfin, la section I.5 présente les méthodes utilisées pour quantifier les minéraux argileux à partir de données spectrales.

I.2 Description des sols

I.2.1 Origine de leur formation et composants principaux

Les sols sont des systèmes complexes, subissant de constants changements dans leur composition. Les pédologues définissent le sol comme : « La formation naturelle de surface, à structure meuble et d'épaisseur variable, résultant de la transformation de la roche mère sous-jacente sous l'influence de divers processus, physiques, chimiques et biologiques, au contact de l'atmosphère et des êtres vivants » (Demolon, 1952). Dues à la diversité des composants en leur sein et à la diversité de phénomènes de pédogénèse, les sols produits peuvent être complexes.

La pédologie, s'appuie sur l'étude des différentes strates superposées qui composent le sol, nommées horizons. Chaque horizon a des propriétés propres (teneur en matière organique, texture...) qui va permettre de les différencier (Fig. I.1). L'ensemble des horizons forme le profil pédologique. Le référentiel pédologique des sols (Beaudou et Poss, 2009) constitue un exemple de classification des sols en utilisant les attributs des différentes couches présentes dans le profil pédologique. Leur épaisseur et leur présence varient fortement selon la localisation géographique du sol étudié.

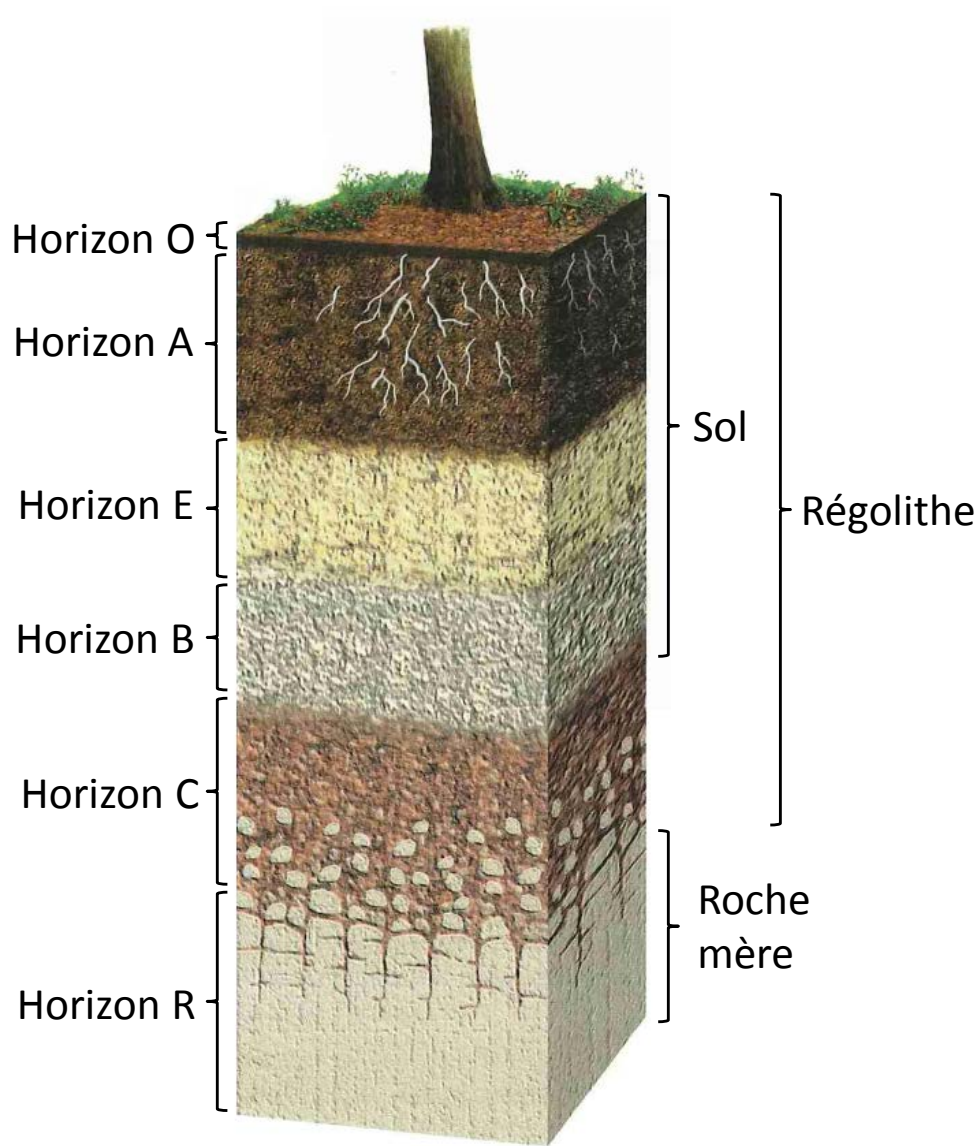


FIGURE I.1 – Illustration d'un profil-type de sol, avec ses différents horizons (Hess et Tasa, 2013).

Les sols sont constitués de trois états : (i) une phase solide, composée des minéraux et de matière organique (MO), (ii) une phase liquide contenant des éléments de sol mis en solution par l'eau et (iii) une phase gazeuse provenant de l'atmosphère et des organismes du sol (Gobat *et al.*, 2010). Leur nature dépend du type de substrat (roche mère), des conditions climatiques ainsi que des processus organiques s'y déroulant.

TABLE I.1 – Classification de Strunz des minéraux, avec un exemple pour chaque classe (Nickel, 2001).

Classe minérale	Sous classe	Anions	Minéral	Formule	
I. Éléments natifs	Corps Purs	Aucun	Or	Au	
	Alliage	Aucun	Amalgame	AuHg	
	Carbure	Aucun	Moissanite	SiC	
	Siliciure	Aucun	Fersilicite	FeSi	
	Nitrure	Aucun	Osbornite	TiN	
	Phosphure	Aucun	Florenskyite	FeTiP	
II. Sulfure	Sulfure	S ²⁻	Coveline	CuS	
		S ₂ ²⁻	Chalcopyrite	CuFeS ₂	
	Séléniure	Se ²⁻	Clausthalite	PbSe	
	Arséniure	As ²⁻	Nickeline	NiAs	
	Tellurure	Te ²⁻	Sylvanite	AuAgTe ₄	
	Sulfosels	(AsS ₃) ³⁻ (SbS ₃) ³⁻	Proustite Pyrargirite	Ag ₃ AsS ₃ Ag ₃ SbS ₃	
III. Oxyde	Oxyde	O ²⁻	Spinelle	MgAl ₂ O ₄	
	Hydroxyde	HO ⁻	Goethite	FeOOH	
IV. Halogénure	Aucune	F ⁻	Fluorine	CaF ₂	
		Cl ⁻	Halite	NaCl	
		Br ⁻	Bromargirite	AgBr	
		I ⁻	Iodargirite	AgI	
V. Carbonate	Carbonate	CO ₃ ²⁻	Calcite	CaCO ₃	
	Nitrate	NO ₃ ⁻	Nitronatrite	NaNO ₃	
VI. Borate	Aucune	(BO ₄) ⁵⁻ (BO ₃) ³⁻	Ulexite	NaCaB ₅ O ₆ (OH) ₆ .5H ₂ O	
VII. Sulfate	Sulfate	SO ₄ ²⁻	Barite	BaSO ₄	
	Chromate	CrO ₄ ²⁻	Crocoite	PbCrO ₄	
	Molybdate	MoO ₄ ²⁻	Wulfénite	PbMoO ₄	
	Tungstate	WO ₄ ²⁻	Wolframite	(Fe,Mn)WO ₄	
	Niobiate	NbO ₄ ³⁻	Fergusonite	YNbO ₄	
	Tellurate	TeO ₄ ³⁻	Ferrotellurite	FeTeO ₄	
	Sélénate	SeO ₄ ²⁻	Olsacherite	Pb ₂ SO ₄ SeO ₄	
VIII. Phosphate	Phosphate	PO ₄ ³⁻	Purpurite	(Mn,Fe)PO ₄	
	Arséniate	AsO ₄ ³⁻	Adamite	Zn ₂ AsO ₄ (OH)	
	Vanadate	VO ₄ ³⁻	Vanadinite	Pb ₅ (VO ₄) ₃ Cl	
	Antimoniate	SbO ₃ ⁻	Shakhovite	Hg ₄ SbO ₃ (OH) ₃	
IX. Silicate	Nesosilicate	(SiO ₄) ⁴⁻	Olivine	(Mg,Fe) ₂ SiO ₄	
	Sorosilicate	(Si ₂ O ₇) ⁶⁻ (Si ₃ O ₉) ⁶⁻	Epidote Bénitoite	Ca ₂ (Al,Fe) ₃ (SiO ₄) ₃ (OH) BaTiSi ₃ O ₉	
	Cyclosilicate	(Si ₄ O ₁₂) ⁸⁻ (Si ₆ O ₁₈) ¹²⁻	Axinite Béryls	Ca ₂ Fe ²⁺ Al ₂ BO ₃ Si ₄ O ₁₂ (OH) Be ₃ Al ₂ Si ₆ O ₁₈	
	Inosilicate	(SiO ₃) ²⁻ (Si ₂ O ₆) ⁴⁻ (Si ₄ O ₁₁) ⁶⁻	Wollastonite Diopside Trémolite	CaSiO ₃ CaMg(SiO ₃) ₂ Ca ₂ Mg ₅ (Si ₄ O ₁₁) ₂ (OH) ₂	
	Phyllosilicate	(Si ₂ O ₅) ²⁻	Muscovite	KAl ₂ (AlSi ₃ O ₁₀)(OH,F) ₂	
	Tectosilicate	Si _n O _{4n} ⁴ⁿ⁻	Sodalite	Na ₈ Al ₆ Si ₆ O ₂₄ Cl ₂	
	X. Organique	Aucun	Aucun	Ambre	C ₄₀ H ₆₄ O

De fait, la formation des sols va s'appuyer sur deux phénomènes : (i) l'altération mécanique des roches et (ii) l'altération chimique des roches. L'altération mécanique consiste en la fragmentation de la roche-mère, par des phénomènes de thermoclastie, c'est-à-dire de dilatations et contractions différentielles des minéraux lors de très grandes amplitudes de variations de températures journalières. Elle peut aussi être due au gel de l'eau contenue dans les fissures (cryoclastie). Un autre facteur d'érosion mécanique des roches est la circulation interstitielle de l'eau dans les failles présentes dans le substrat (Pomerol *et al.*,

2005). L'altération chimique est liée à la présence d'ions H^+ dans l'eau. Il peut y avoir soit (i) des phénomènes de dissolution créant une décomposition totale d'un minéral, comme pour la calcite ou l'aragonite, soit (ii) des phénomènes d'hydrolyse qui vont créer un minéral secondaire, comme pour les micas ou les feldspaths (Pomerol *et al.*, 2005). Les conditions de formation de ces minéraux varient selon les conditions climatiques (température, humidité) et de la vie dans les sols. La composition minérale des sols comprend ainsi les minéraux issus de la roche mère qui n'ont pas été altérés, et les minéraux qui ont été formés par l'altération chimique. Ces derniers sont principalement des minéraux argileux.

La classification de Strunz, qui est la classification utilisée par l'Association Internationale de Minéralogie, permet de se rendre compte de la diversité de la composition minérale de la croûte terrestre (Table. I.1). Néanmoins, les minéraux présents dans les sols vont être de deux types : (i) les minéraux argileux, nouvellement formés, font partie de la famille des phyllosilicates. (ii) les reliquats de l'altération des roches qui dépendent de la composition de la roche mère sous-jacente. Ces roches sont composées principalement de minéraux de la classe des silicates, mais aussi des oxydes et des carbonates (Table. I.2).

TABLE I.2 – Abondance des classes de minéraux dans la croûte terrestre (Deferne et Engel, 2016).

<i>Abondance des minéraux dans la nature (par classes)</i>		
<i>Silicates *</i>	<i>79 %</i>	<i>(dont 55 % pour les feldspaths)</i>
<i>oxydes</i>	<i>17</i>	<i>(dont 12.6 % pour le quartz*)</i>
<i>carbonates</i>	<i>1.7</i>	
<i>phosphates</i>	<i>0.7</i>	
<i>chlorures et fluorures</i>	<i>0.5</i>	
<i>sulfures et sulfates</i>	<i>0.4</i>	
<i>éléments natifs</i>	<i>0.1</i>	

**si on classe le quartz parmi les silicates (au lieu des oxydes), ceux-ci représentent alors plus de 90% de la croûte terrestre.*

I.2.2 La famille des phyllosilicates : les argiles

Les phyllosilicates sont caractérisés par des feuillets composés par l'empilement de deux types de couches : tétraédriques et octaédriques (Fig. I.2) (Pomerol *et al.*, 2005; Brigatti *et al.*, 2006; Truche, 2010). La couche tétraédrique contient des tétraèdres dont le centre est occupé par des ions Si^{4+} et les sommets par de l'oxygène (O^{2-}). La couche octaédrique est composée d'octaèdres dont le centre est occupé par Al^{3+} ou par $\text{Mg}^{2+} / \text{Fe}^{2+}$ et les sommets par O^{2-} ou OH^- . Des substitutions partielles de Si^{4+} par Al^{3+} peuvent exister dans les tétraèdres et de Al^{3+} par Mg^{2+} ou Fe^{2+} dans les octaèdres, ce qui entraîne des déséquilibres de charges (Pomerol *et al.*, 2005). Selon la nature et l'agencement de ces couches, différentes familles de phyllosilicates sont distinguées :

- Type 1:1 ou T-O composé de 1 couche octaédrique et 1 couche tétraédrique, avec un espace interfoliaire de 7 ångström (Å).
- Type 2:1 ou T-O-T composé de 2 couches tétraédriques et 1 couche octaédrique, avec un espace interfoliaire de taille variable, entre 9 et 15 Å.
- Type 2:1:1 ou T-O-T-O composé de 2 couches tétraédriques et 1 couche octaédrique, l'espace interfoliaire est occupé par une couche d'octaédrique. L'espace entre deux feuillets est de 14 Å.

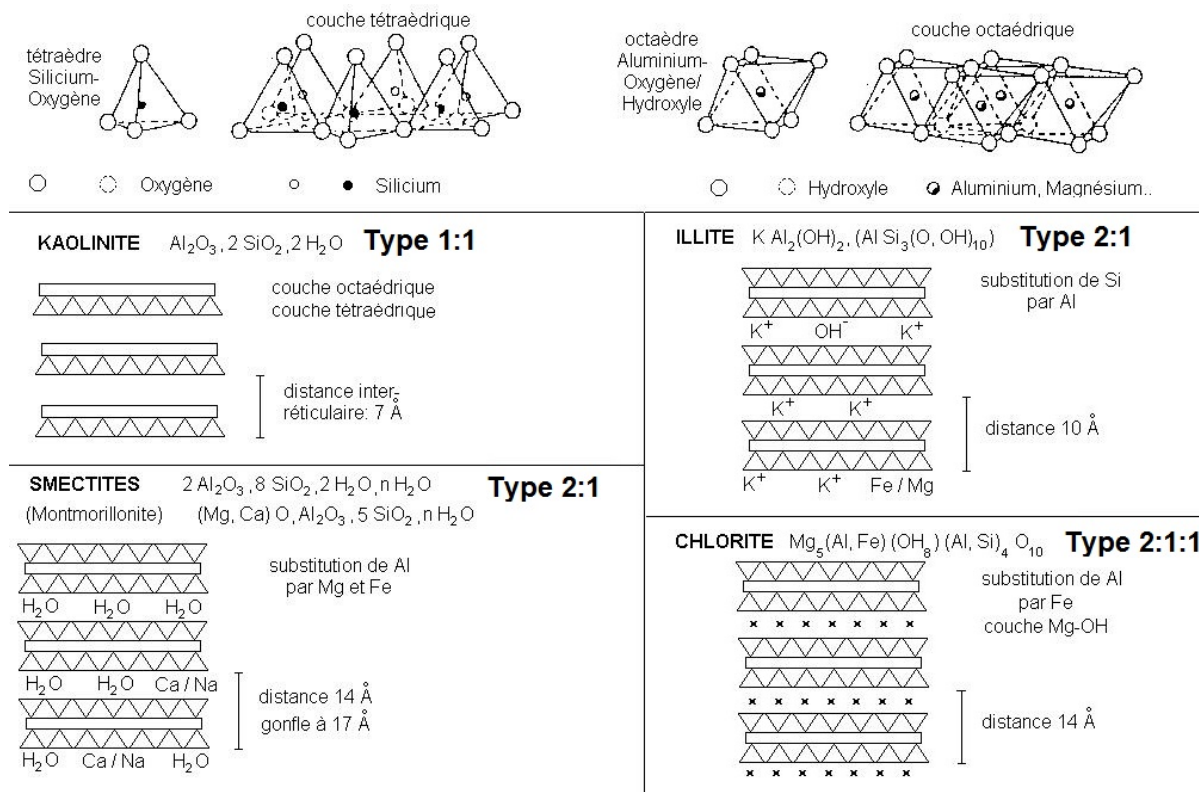


FIGURE I.2 – Structure des principaux minéraux argileux (Morel, 1996).

Des minéraux intermédiaires, dits interstratifiés, correspondent à l'empilement de ces différents types. Ces minéraux correspondent à un état intermédiaire dans le processus de transformation d'un minéral

vers un autre lors de l'altération ou la diagénèse (Pomerol *et al.*, 2005).

Voici les principaux phyllosilicates qui peuvent être rencontrés dans les sols :

- Les smectites (montmorillonite, bentonite, nontronite) sont des phyllosilicates 2:1. Elles ont de nombreuses substitutions entraînant des déficits de charges qui vont être compensés par l'insertion de cations dans l'espace interfoliaire (Truche, 2010). Ceux-ci vont pouvoir être échangés car ils sont peu liés à la structure des feuillets : il s'agit de la capacité d'échange cationique (CEC). Aussi, l'eau va pouvoir s'insérer entre les feuillets et entraîner un gonflement de la structure, conduisant aux phénomènes de retrait-gonflement des sols.
- L'illite est un phyllosilicate 2:1. Cette argile a des substitutions entraînant le remplacement d'un ion Si_4^+ sur quatre par un ion Al^{3+} dans la couche tétraédrique. Le déficit de charges résultant est compensé par les ions K^+ dans l'espace interfoliaire.
- La kaolinite est un phyllosilicate 1:1. Le feuillet élémentaire est composé d'une couche tétraédrique de silicium et d'une couche octaédrique d'aluminium.
- Les vermiculites sont des phyllosilicates 2:1 proches des smectites. Néanmoins, ceux-ci ont un déficit de charges plus important dû aux substitutions tétraédriques. La compensation est assurée dans l'espace interfoliaire par des cations Mg^{2+} essentiellement.
- Les chlorites ne sont pas des argiles mais font partie de la famille des phyllosilicates et peuvent être présents dans les sols. Ils font partie du groupe 2:1:1. Ce minéral est constitué de plusieurs feuillets 2:1 entre lesquels s'intercalent des feuillets de brucite (minéral de composition $\text{Mg}(\text{OH})_2$)

Les processus de formation des argiles des latitudes tempérées permettent de créer trois grandes familles d'argiles : la kaolinite, l'illite et les smectites.

I.3 Propriétés optiques des sols

La structure des phyllosilicates va ainsi influencer l'interaction du rayonnement électromagnétique avec le sol. En effet, une molécule soumise à un rayonnement électromagnétique va augmenter son niveau d'énergie. Le rayonnement incident entraîne une modification des énergies vibrationnelle et rotationnelle de la molécule. Plusieurs vibrations peuvent être induites à des fréquences multiples du mode fondamental de vibration. Les vibrations additionnelles sont appelées des harmoniques quand elles sont issues d'un mode fondamental unique et des vibrations de combinaison quand elles sont issues d'un mélange de différents modes de vibration. Les fréquences de ces vibrations dépendent du type de liaison au sein de la molécule. Quand cette dernière oscille à la même fréquence que la composante électrique du rayonnement électromagnétique, l'énergie va être transmise à la liaison. Le rayonnement va être donc absorbé à cette longueur d'onde (Jackson, 2005). Ainsi, selon la géométrie et le type de ces liaisons, il va être possible d'identifier les minéraux, car chacun a une signature spectrale qui lui est propre (Hunt, 1977). Les bandes d'absorption des minéraux dans le domaine SWIR (Short Wave InfraRed : 1000-2500 nm) sont dues principalement aux harmoniques du mode fondamental mais également à un mélange de modes.

La grandeur optique utilisée pour mesurer l'interaction d'un objet avec le rayonnement électromagnétique dans le domaine optique (0,4-2,5 μm) est la réflectance spectrale. Elle va décrire la propriété d'un corps à réfléchir l'énergie incidente selon la longueur d'onde considérée. Dans la suite sont décrits les caractéristiques spectrales des argiles, ainsi que d'autres composants présents dans les sols (autres minéraux, matière organique et l'eau), puis, les types de mélanges spectraux existants à différentes échelles.

TABLE I.3 – Variabilité des positions des bandes d’absorption Al-OH des argiles présentes dans la littérature dans le domaine 2100-2250 nm.

Reference	Illite (nm)	Montmorillonite (nm)	Kaolinite (nm)	Instrument	Echantillonnage (SWIR)	Résolution (SWIR)
Dufréchoy et al., 2015	2208	2212	- 2206	ASD FieldSpec Pro	2 nm	10 nm
Pontual et al., 1997	2180 si Na 2228 si Mg-Fe	2205-2212	2162 2206	PIMA II	2 nm	7 nm
Murphy et al., 2014	-	2233	- 2196-2202	SPECIM SWIR imager	-	6 nm
Haest et al., 2012	2210	2210	2165 2208	ASD TerrasSpec RELAB Nicolet Nexus	2 nm	12 nm
McKeown et al., 2011	-	2210	2170 2210	870	-	5 nm
Bishop et al., 2008	-	2217	2166 2211	RELAB Nicolet 740	-	5 nm
Ducasse et al., 2018	2206	2212	2164 2206	Hypex SWIR 320 me	-	6 nm

I.3.1 Caractéristiques spectrales des principaux composants des sols

I.3.1.1 Des argiles minéralogiques

Les argiles minéralogiques présentent des bandes d’absorption particulières dans le domaine spectral SWIR ainsi que dans le TIR (Thermal InfraRed : 2,5 – 12 μ m) (Clark, 1999; Yitagesu *et al.*, 2011).

Les bandes d’absorption des argiles sont présentes à 1400 nm, 1900 nm et entre 2100 et 2500 nm (Fig. I.3) (Dufréchoy *et al.*, 2015; Kariuki *et al.*, 2003; Yitagesu *et al.*, 2009). Les deux premières bandes d’absorption sont dues à la présence d’eau dans les argiles minéralogiques (Lagacherie *et al.*, 2008; Yitagesu *et al.*, 2009). Celles-ci ne seront pas décrites plus en détail dans ce document car elles sont affectées dans le système Terre-atmosphère par la présence de fortes absorption de la vapeur d’eau atmosphérique. De ce fait, le domaine spectral d’intérêt pour l’étude des argiles sera restreint à la fenêtre atmosphérique 2100-2450 nm, à cause du bruit capteur trop important après 2450 nm.

Les bandes d’absorption des principaux minéraux argileux sont présentées dans la Fig. I.3 : la kaolinite, l’illite et les smectites (la montmorillonite a été choisie car elle est la plus commune du groupe). La position de la bande d’absorption autour de 2200 nm est souvent utilisée dans la littérature pour discriminer les minéraux argileux. Il y a un décalage spectral important de cette bande d’absorption, en fonction de la composition chimique des argiles (Table. I.3), qui est de 48 nm au maximum pour l’illite, de 28 nm au maximum pour la montmorillonite et de 5 nm au maximum pour l’absorption principale de la kaolinite (à 2200 nm). Les positions des bandes d’absorption sont aussi dépendantes de la résolution spectrale du spectromètre utilisé pour l’observation des minéraux. Ces absorptions résultent des processus vibratoires qui affectent les groupes hydroxyles et sont décrites ci-après.

L’absorption à 2200 nm est due au mode harmonique des niveaux vibrationnels d’Al-OH. La largeur de cette bande d’absorption est de 100 nm environ, quelle que soit l’argile. La position précise de cette bande d’absorption dépend du type d’argile (Table.I.3). La Kaolinite possède en outre une double bande d’absorption (2164 nm et 2206 nm).

Les absorptions à 2320 nm, 2360 nm et 2380 nm pour la kaolinite sont attribuées à la combinaison des vibrations fondamentales d’elongation des hydroxyles et de la déformation du réseau (lattice vibration) (Madejová *et al.*, 2011). L’absorption à 2360 nm est faible et celles à 2320 et 2380 nm sont inexistantes pour l’illite.

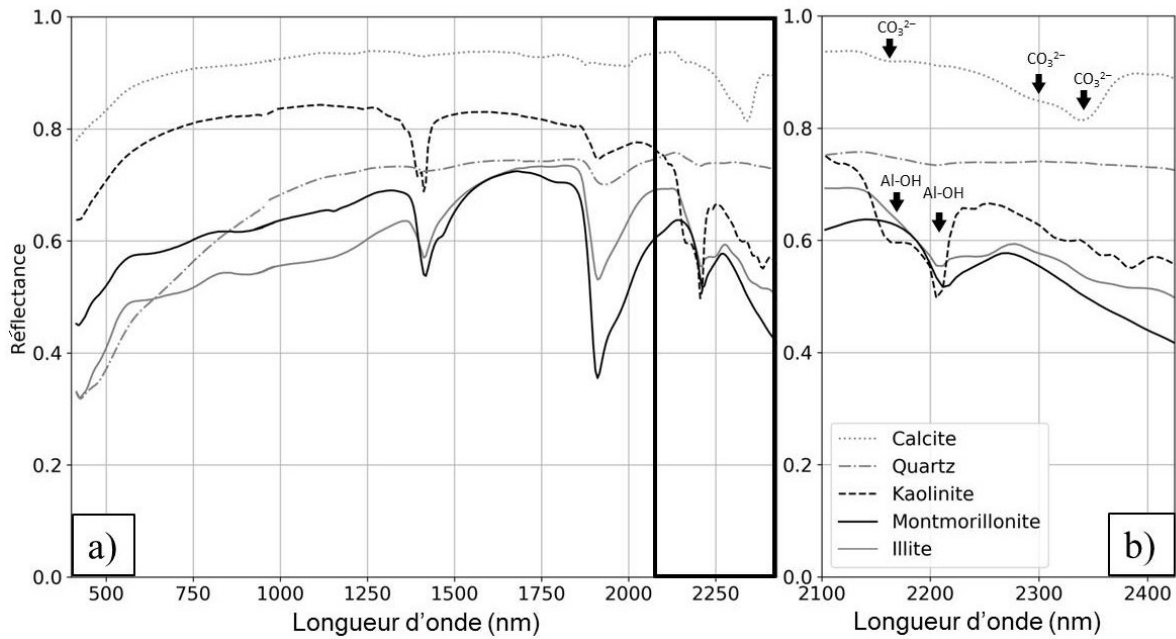


FIGURE I.3 – Spectres de réflectance d’illite, de montmorillonite, de kaolinite, de quartz et de calcite a) pour le domaine spectral 0,35-2,425 μm et b) sur le domaine spectral 2,1-2,425 μm (données thèse E. Ducasse, imageur Hypex).

I.3.1.2 Autres grandes familles de minéraux

Des minéraux non-argileux sont présents dans les sols, reliquats de l’altération de la roche-mère. Différents cas sont distingués : le premier concerne les roches magmatiques et détritiques et le second concerne les roches carbonatées.

Les sols issus de roches magmatiques contiennent des minéraux ayant des signatures spectrales spécifiques dans le domaine SWIR. Ainsi, les micas (phyllosilicates) ont une signature spectrale similaire à l’illite à 2200 nm. Cette ressemblance entraîne une difficulté pour discriminer ces deux minéraux par spectroscopie (Zhang *et al.*, 2001; Mulder *et al.*, 2013). Dans la nature, les principaux minéraux existants sont les feldspaths et le quartz (Table.I.2). Ils ne possèdent pas d’absorption spécifique dans le domaine SWIR et il en résulte que leur signature spectrale est plate dans ce domaine spectral (Fig. I.3b).

Les minéraux carbonatés (calcite, dolomite, etc.) sont présents dans les sols issus de roche-mères carbonatées. L’un des principaux représentants de cette famille est la calcite qui a un niveau élevé de réflectance (0,9 sur tout le domaine réflectif). Les bandes d’absorption de ce minéral correspondent aux harmoniques des modes de vibrations harmoniques de CO_3^{2-} . Les figures d’absorption sont marquées à 2300 et 2350 nm, et plus faiblement à proximité de 2140 nm (Fig. I.3b); (Pontual *et al.*, 1997). Ces minéraux possèdent une signature spectrale visible dans l’intervalle étudié 2100-2450 nm, et peuvent masquer les bandes d’absorption secondaires des argiles, à 2350 nm ou modifier la forme du spectre au niveau des épaules de la bande d’absorption à 2200 nm.

I.3.1.3 Influence d'autres composants sur le spectre de réflectance du sol

Certains minéraux ont des bandes d'absorption qui peuvent être masquées par la présence de matière organique ou d'eau.

La matière organique sèche comprend des composants organiques tels que les protéines, lignine, cellulose... Elle présente une bande large d'absorption vers 2300 nm à cause du mode harmonique de vibrations de la liaison C-H. Ces dernières sont localisées au même endroit que les bandes d'absorption des argiles ou de la calcite (Kariuki *et al.*, 2004). L'étude menée par Viscarra Rossel *et al.* (2006a) a mis en avant des biais importants pour la prédiction de l'abondance des argiles minéralogiques par Partial Least Square Regression (PLSR) dans des mélanges comprenant de la matière organique, avec des coefficients de corrélation (R^2) compris entre 0,55 et 0,6. Kariuki *et al.* (2004) ont montré que la bande d'absorption Al-OH est masquée à partir d'une abondance de 15 % de matière organique dans des mélanges contrôlés en laboratoire contenant de la montmorillonite, et à partir de 7 % dans des échantillons de sols naturels.

La présence d'eau dans le sol modifie le spectre de deux façons lorsque le contenu en eau augmente (Fig. I.4) : le niveau global de la réflectance des sols diminue de manière non linéaire (Weidong *et al.*, 2002) et les bandes d'absorption des argiles sont plus ou moins masquées selon le contenu en eau. Avec l'augmentation du contenu en eau, la profondeur de la bande d'absorption à 2200 nm va diminuer, alors que la profondeur et la largeur des bandes d'absorption 1400 et 1900 nm vont augmenter (Kariuki *et al.*, 2004; Lesaignoux *et al.*, 2009). Kariuki *et al.* (2004) indiquent que la bande d'absorption spécifique à la kaolinite à 2160 nm est masquée à partir de 15 % du taux d'humidité dans les échantillons de sols et que la bande d'absorption vers 2200 nm est masquée à partir de 30 % d'humidité. La bande d'absorption de la montmorillonite à 2200 nm est masquée à partir de 15 % d'humidité dans les sols (Kariuki *et al.*, 2004).

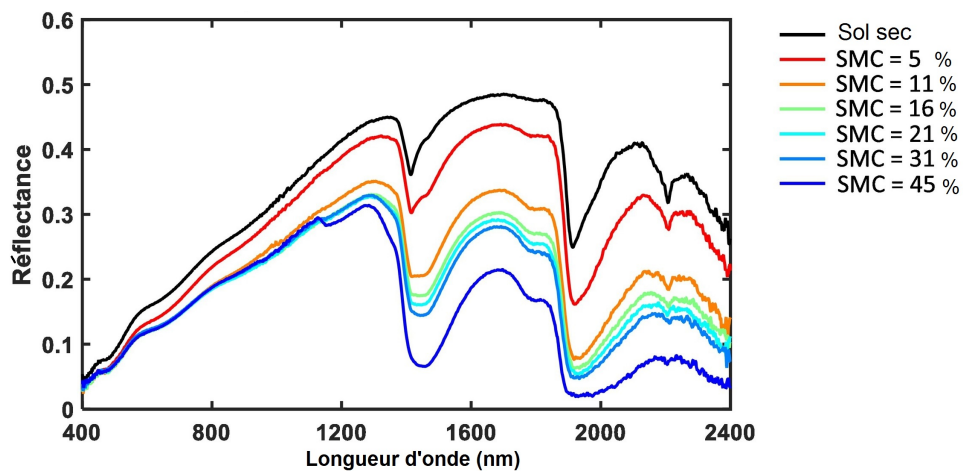


FIGURE I.4 – Signatures spectrales d'un échantillon de sol contenant 73,8 % d'argile (Lebna57 dans la base de données Bab16) pour différents taux d'humidité (SMC) en % de masse, (Bablet *et al.*, 2018).

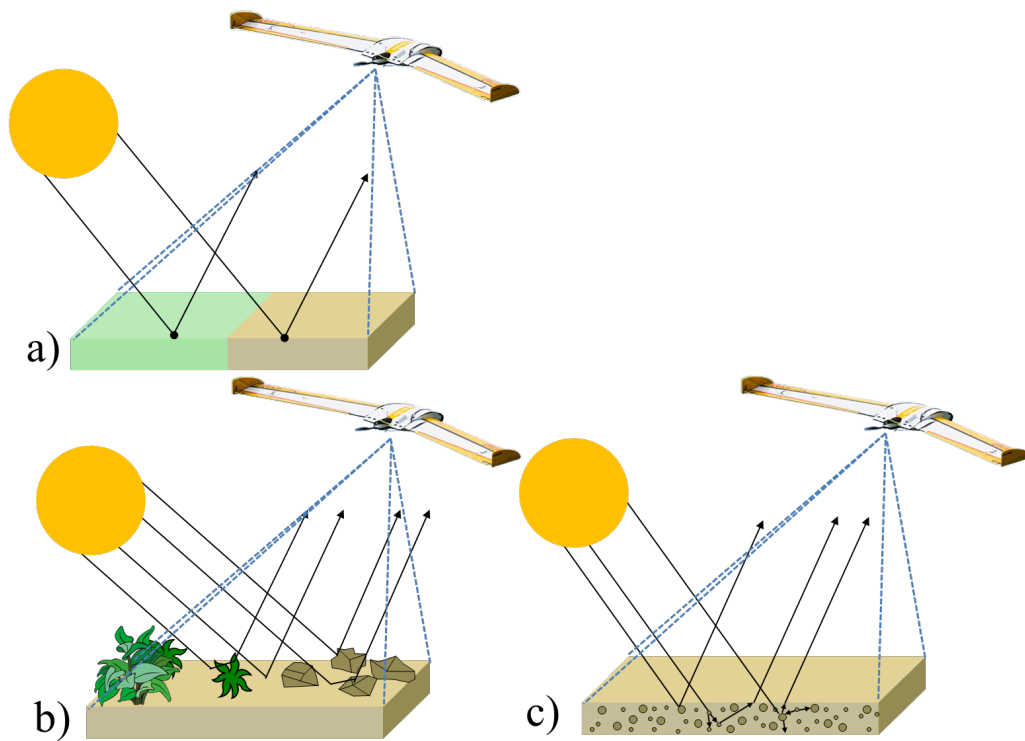


FIGURE I.5 – Pixel de mélange composé d’un mélange linéaire de deux matériaux de surfaces, illustrant le concept de mélange « patchwork », b) pixel composé de végétation et avec un sol rugueux, représentant les réflexions multiples, c) pixel composé d’une distribution en volume de composants, représentant le concept de « mélange intime ».

I.3.2 Caractéristiques spectrales des mélanges

Divers phénomènes vont impacter le trajet d’un photon. Lors d’une mesure spectrale, la signature spectrale de chaque minéral va contribuer à la signature spectrale résultante du mélange au sein de l’empreinte de mesure. Plusieurs modèles conceptuels sont employés pour décrire ces mélanges. Le type de modèle de mélange le plus souvent décrit, ou utilisé dans la littérature repose sur une organisation des mélanges de type linéaire, avec les composants visuellement bien séparés, nommé mélange "patchwork" (Fig. I.5a). Un autre type de modèle de mélange correspond à l’influence de la topographie de la surface : en effet, dans le cas d’un sol non plat, le photon va subir des réflexions multiples avant d’être absorbé (Fig. I.5b). Enfin, le dernier type de modèle de mélange correspond au caractère intime des mélanges, ou l’ensemble des composants sont mélangés (Fig. I.5c).

I.3.2.1 Mélanges patchwork

Le mélange « patchwork » correspond au cas où les composants sont visuellement séparés à la surface (Fig. I.5a). Il est représenté par un modèle linéaire décrivant une combinaison linéaire des réflectances respectives de chaque minéral présent pondéré par leur importance relative de surface dans le cas de sol plat. C’est ce type de modèle de mélange qui a été utilisé pour quantifier les minéraux argileux par Viscarra Rossel *et al.* (2006a) et Bourguignon *et al.* (2007). De plus, il est aussi utilisé pour modéliser l’impact de la végétation sur la signature spectrale du sol nu, qui va masquer la signature spectrale des

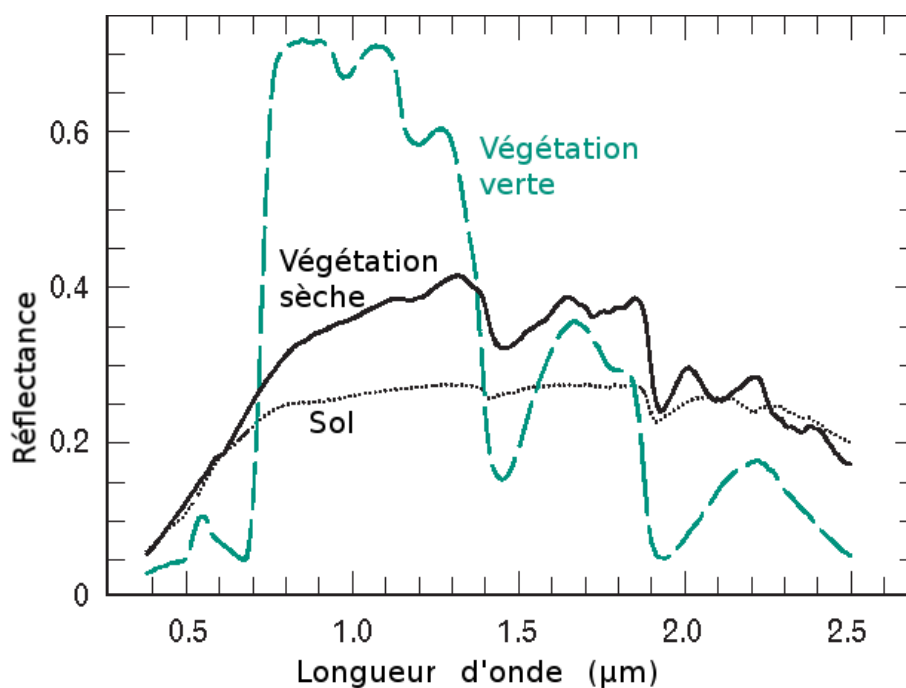


FIGURE I.6 – Spectres de réflectance de sol nu, de végétation photosynthétique et non-photosynthétique (Clark, 1999).

argiles.

Le mélange sol-végétation perturbe l'analyse des minéraux argileux (Chabrillat *et al.*, 2002). Il en résulte que les bandes d'absorption des argiles à 2200 nm sont cachées si la végétation est importante (Fig. I.6). Chabrillat *et al.* (2002) ont montré, dans le cas d'un milieu semi-désertique, qu'il n'était plus possible d'identifier les argiles pour un sol recouvert par plus de 40 % de végétation verte (herbe verte, arbres) et de 60-70 % de végétation sèche au sein du pixel. Néanmoins, plusieurs travaux ont porté sur la correction de la présence de végétation de la bande d'absorption à 2200 nm, pour des couverts végétaux inférieurs à 60 %. Ces corrections sont basées sur l'utilisation d'indices spectraux (Rodger et Cudahy, 2009; Haest *et al.*, 2013). Rodger et Cudahy (2009) ont montré qu'une correction par régression linéaire multiple permettait de retrouver la bande d'absorption caractéristique Al-OH à 2200 nm jusqu'à 60-80 % de végétation verte ou sèche en utilisant des données hyperspectrales aéroportées HyMapTM. Ces travaux soulignent que la forte présence de végétation au sein des pixels (> 80 %) masque le spectre de réflectance des sols, et de fait, la quantification des minéraux devient impossible. Pour détecter et estimer les abondances des argiles au sein des sols, une étape préliminaire de détection de la végétation sera appliquée, si elle est majoritaire au sein du pixel, avant d'appliquer les méthodes d'estimation des argiles minéralogiques.

I.3.2.2 Effet de la rugosité sur la réflectance du pixel

En présence d'un sol non plat, des réflexions multiples apparaissent, induisant des non-linéarités dans les mélanges (Meganem *et al.*, 2014). Ce cas de figure est représenté dans la Fig. I.5 b. Plusieurs travaux ont porté sur la modélisation de ces interactions physiques dans le cas de mélanges spectraux végétation-sol nu (Somers *et al.*, 2009). Dans le cas de sol nu, c'est la rugosité qui va créer ce phénomène. La rugosité

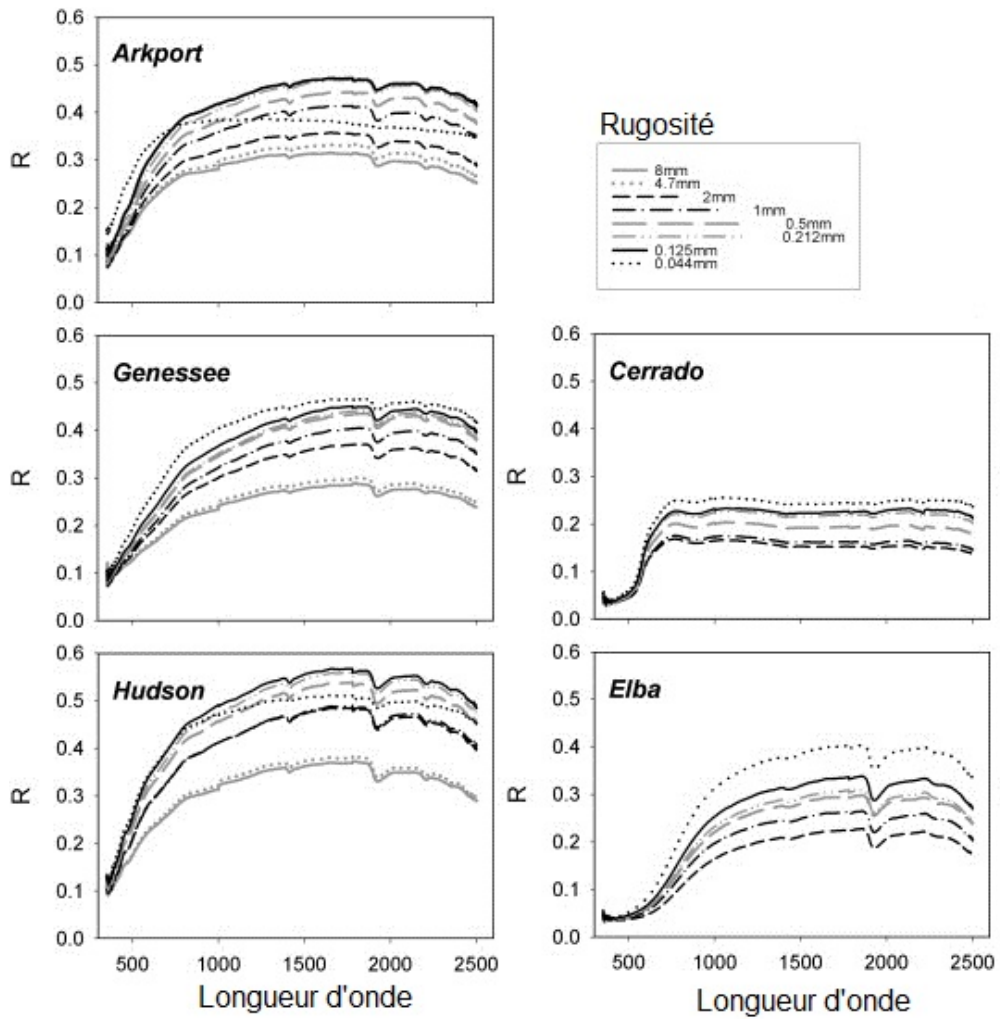


FIGURE I.7 – Spectres de réflectance (R) de 5 sols pour 8 valeurs de rugosité (Wu *et al.*, 2009).

de surface produit des ombrages et des effets de réflexions multiples. Wu *et al.* (2009) ont montré que la réflectance spectrale globale diminuait avec l'augmentation de la rugosité sur des données de sols mesurées en laboratoire (Fig. I.7). Cet effet a été réduit en utilisant un prétraitement spectral : la dérivée du spectre de réflectance.

I.3.2.3 Mélanges intimes

Un autre type de mélange rencontré est le type de mélange dit « intime ». En effet, un sol va se présenter comme un mélange de plusieurs composants qui sont en contact intime au sein du milieu (comme les minéraux au sein du sol). Les phénomènes de diffusion de la lumière vont se produire au sein du volume, au lieu d'être en surface, au contraire de ce qui a été présenté précédemment. La réflectance spectrale mesurée peut être décomposée en la somme de la réflectance de surface, et de la réflectance liée aux diffusions multiples. Selon les propriétés optiques de chaque composant, la réflectance spectrale mesurée sur ces surfaces est une combinaison non-linéaire des signatures spectrales des matériaux purs (Fig. I.5c). L'impact de ce phénomène est assez peu connu à ce jour (Heylen et Gader, 2014) et est dépendant des propriétés optiques des composants du mélange. Souvent dans ce cas, le matériel plus sombre domine. En effet, un photon aura plus de probabilités d'être absorbé lorsqu'il rencontre un grain sombre. Ces non-linéarités sont alors visibles à l'échelle du spectre, de manière locale ou sur tout le domaine spectral (Clark, 1999). Les spectres de réflectance de mélanges intimes contenant une proportion égale de deux minéraux vont avoir une réflectance plus proche du minéral le plus sombre.

De plus, la taille des grains au sein du mélange va influencer cette non-linéarité (Fig. I.8). En effet, dans les domaines spectraux Visible Near InfraRed (VNIR, 400 - 1000 nm) et SWIR, plus la taille de grains est importante, plus un photon a une probabilité importante d'être absorbé par le composant (conformément à la loi de Beer-Lambert), et de fait, la première réflexion de surface sera plus importante sur le signal réfléchi (Clark, 1999). Ainsi, pour un même minéral, avec l'augmentation de la taille des grains, le spectre de réflectance va avoir une valeur plus faible, et les bandes d'absorption vont être plus profondes, jusqu'à atteindre la saturation (Fig. I.8).

I.4 Cartographie des argiles minéralogiques

I.4.1 À l'échelle du laboratoire et du terrain

La méthode la plus répandue pour la détection et la quantification des minéraux dans les sols est la diffraction par rayons X (DRX) (Jackson, 2005). Cette méthode permet, en étudiant l'angle et l'intensité des rayons X, d'analyser la structure cristalline rencontrée, qui sera spécifique à chaque minéral. Cette technique est largement utilisée pour décrire les minéraux au sein d'un mélange minéral, et est réalisée sur des échantillons de petite taille (une dizaine de grammes) (Kahle *et al.*, 2002; Singh et Agrawal, 2012; Maubec *et al.*, 2017; Zhou *et al.*, 2018). D'autres méthodes, comme la microscopie électronique, sont utilisées pour augmenter la précision de prédiction des minéraux rencontrés en analysant la forme de la surface des minéraux (Kandler *et al.*, 2007; Hochella *et al.*, 1999; Pirrie *et al.*, 2004). Toutefois, ces méthodes restent ponctuelles, chronophages et coûteuses lorsque la surface à échantillonner est importante.

D'autres méthodes de laboratoire sont aussi très employées pour déterminer les propriétés physico-chimiques d'un sol, afin d'en déduire la minéralogie de manière indirecte (Goetz *et al.*, 2001; Kariuki *et al.*, 2004; Li *et al.*, 2016). Des seuils sont définis sur plusieurs paramètres : plasticité, extensibilité

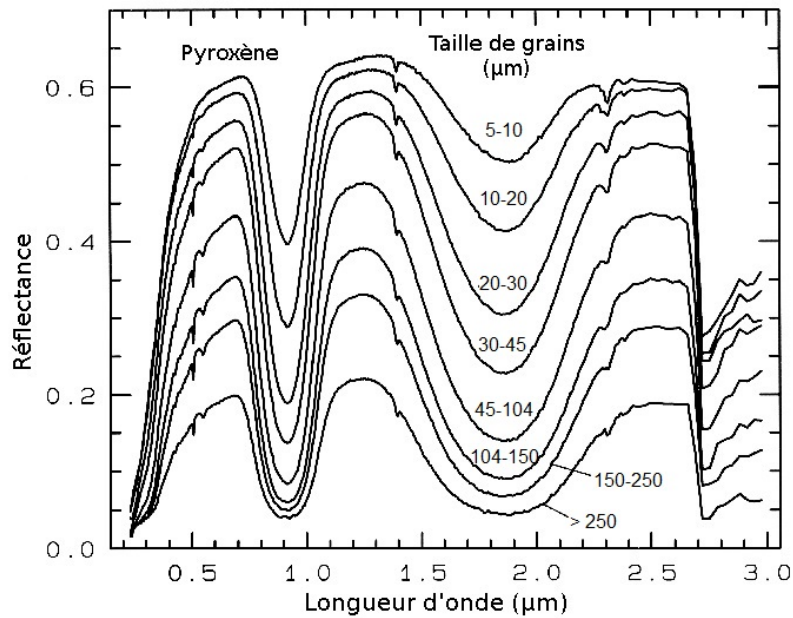


FIGURE I.8 – Spectres de réflectance du pyroxène pour différentes tailles de grain (Clark, 1999).

linéaire (LE_{rod}) et capacité d'échange cationique pour définir les argiles dominantes dans les sols. Ainsi, Nelson et Miller (1992) ont utilisé le LE_{rod} et la texture (fraction argileuse dans les sols) pour définir l'argile minéralogique dominante dans les sols (illite, kaolinite ou smectite). Ces techniques quoique peu coûteuses sont trop chronophages pour être appliquées sur des grandes surfaces (Kariuki *et al.*, 2004).

La spectroscopie dans le domaine réflectif (400-2500 nm) s'est révélée être un outil pertinent pour pallier à ces inconvénients. En effet, l'étude du rayonnement réfléchi par les sols dans le domaine 400 – 2500 nm permet d'identifier les minéraux en s'appuyant sur les propriétés du rayonnement électromagnétique. Plusieurs études ont employé des spectromètres de terrain de façon à identifier le minéral argileux dominant dans les sols et à relier celui-ci aux classes de gonflement des sols (Goetz *et al.*, 2001; Kariuki *et al.*, 2004; Truche, 2010; Dufréchoy *et al.*, 2016). D'autres études, comme Kariuki *et al.* (2004), Truche (2010) et Dufréchoy *et al.* (2016), ont travaillé sur des données de sols secs en laboratoire. Si ces méthodes ont permis de quantifier localement les argiles, la qualité de la cartographie est restreinte au pas d'échantillonnage au sol (Fig. I.9), ce qui limite la création de cartes par interpolation (Dufréchoy *et al.*, 2016).

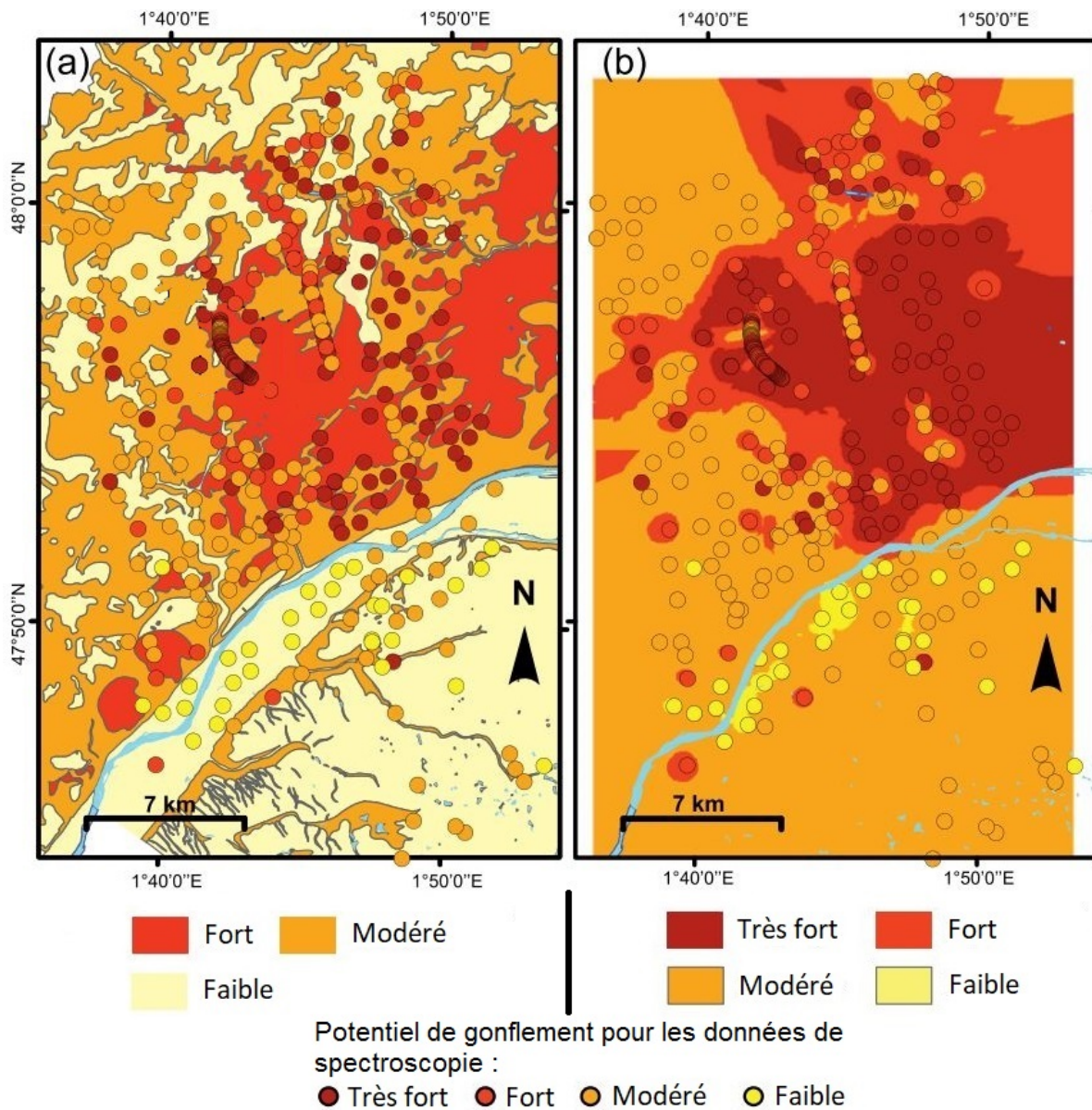


FIGURE I.9 – Potentiel de retrait gonflement par spectroscopie de terrain (points colorés) et cartes d’aléas de retrait gonflement obtenues a) par la cartographie géologique à l’échelle de la France b) par interpolation des données de spectroscopie, à l’ouest d’Orléans (Dufréchoy *et al.*, 2016).

I.4.2 En télédétection

La télédétection est l'ensemble des moyens et méthodes permettant de collecter des données à distance d'une scène. Un de ses avantages est de couvrir de grandes surfaces à partir de capteurs embarqués sur des plateformes (satellites, aéroportées, drones...). Différentes techniques sont utilisées pour détecter les zones soumises au retrait-gonflement argileux. L'interférométrie radar (Smith, 2002; Vallone *et al.*, 2008; Deffontaines *et al.*, 2015) permet de mesurer les changements de la topographie dû au retrait gonflement des argiles, en quantifiant les différences de phase entre deux acquisitions radar. Bien que cette méthode détecte les zones soumises au gonflement, la composition des sols n'est pas accessible avec cette technique.

Les spectromètres gamma sont des capteurs passifs mesurant le rayonnement gamma émis par les 30 premiers cm de la surface du sol. L'intérêt de cette méthode est que les rayonnements gamma sont peu affectés par le couvert végétal, ce qui permet d'avoir une couverture complète de la surface pédologique étudiée. Les seuls éléments naturels qui produisent des rayons gamma, lors de leur désintégration, avec suffisamment d'énergie et d'intensité pour être mesurés, sont le Potassium (^{40}K), l'Uranium (^{238}U) et le Thorium (^{232}Th). Le Potassium est identifié par un pic d'énergie 1,48 MeV, alors que l'Uranium et le Thorium sont identifiés par la présence d'éléments fils de leur chaîne de désintégration : le Thallium (^{208}Tl) et le Bismuth (^{214}Bi) respectivement (Laroche *et al.*, 2013). La variation de l'intensité de désintégration de ces éléments permet de déduire leur concentration au sein des sols (en parties par millions, ppm). Ces éléments sont des marqueurs différenciant les types de sols (Laroche *et al.*, 2013). Wilford (2012) a aussi utilisé la spectrométrie gamma pour extraire un indice afin d'étudier l'altération des sols. Cet indice indique de manière indirecte la minéralogie car les smectites et l'illite se transforment en kaolinite par des processus d'altération importants (indice d'altération élevé). Néanmoins, cette méthode ne donne pas d'accès direct à la composition minérale des sols, mais permet d'obtenir des cartes d'ensembles lithologiques (Tissoux *et al.*, 2017). Cette méthode est très sensible à l'humidité, car celle-ci absorbe le rayonnement gamma. De ce fait, la concentration des éléments mesurés diminue alors que le contenu en eau des sols augmente (Dierke et Werban, 2013).

Dans le domaine optique, des données multispectrales ont été utilisées pour cartographier la minéralogie du sol. Le capteur satellitaire Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflectance Radiometer (ASTER, 9 bandes spectrales entre 520 et 2430 nm, 6 bandes dans le SWIR) a été utilisé par Bourguignon *et al.* (2007) pour identifier les argiles minéralogiques, avec des résultats différents selon le type d'argile considéré (pas de détection pour des taux dans les sols inférieurs à 80 % pour l'illite, 15-30 % pour la chlorite-kaolinite et 16 % pour la montmorillonite), mais les performances restent faibles à cette résolution spectrale. Le capteur multispectral Sentinel 2 (12 bandes spectrales entre 500 et 2500 nm, 3 bandes dans le SWIR) a été simulé à partir de données hyperspectrales, et a obtenu des performances similaires à celles obtenues avec le capteur ASTER pour la détection de minéraux (der Meer *et al.*, 2014). Néanmoins, la faible résolution spectrale combinée à un nombre faible de bandes spectrales dans le domaine non-affecté par les bandes d'eau atmosphérique, à 2200 nm, limite l'utilisation de ce type de capteurs.

En revanche, les capteurs hyperspectraux, qui possèdent une résolution spectrale plus fine sur un large domaine, permettent de mieux identifier les minéraux. Ben-Dor *et al.* (2009) et Van der Meer *et al.* (2012) décrivent les applications de ces capteurs dans les domaines de la pédologie et de la géologie respectivement. Le capteur satellitaire Hyperion, qui possède 220 bandes spectrales entre 400 et 2500 nm avec 10

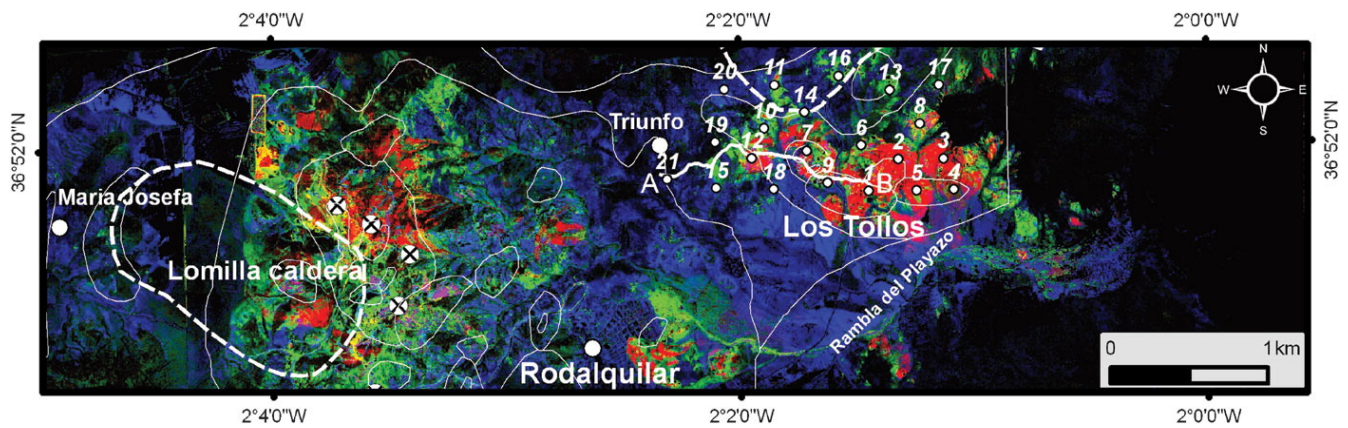


FIGURE I.10 – Carte en composition colorée des abondances relatives produites pour l'alunite (rouge), la kaolinite (vert) et la smectite-illite (bleu) pour la caldeira de Rodalquilar (Espagne) (Bedini *et al.*, 2009).

nm de résolution spectrale, a été utilisé malgré son faible rapport signal à bruit, par Bhattacharya *et al.* (2012), pour classer les minéraux argileux. Ils comparent avec succès les cartes de minéraux argileux produites par imagerie aux cartes géologiques des formations d'altération pour la zone de Dongargarh (Inde).

Les capteurs aéroportés ont un rapport signal à bruit meilleurs que ceux d'Hyperion avec une résolution spatiale similaire, avec des rapports signal à bruit obtenus avec AVIRIS d'environ 500 :1 au lieu de 50 :1 pour Hyperion dans le domaine 1 - 2,5 μm (Kruse *et al.*, 2003). Cela permet de mieux résoudre les bandes d'absorption des argiles et de les discriminer (Fig. I.10). De plus, avec une résolution spatiale meilleure (de l'ordre du mètre), le nombre des pixels non purs est fortement réduit (Chabrilat *et al.*, 2002).

Des travaux sont en cours sur l'utilisation de caméras hyperspectrales embarquées par drone pour l'identification de minéraux. Ce type de plateforme d'observation permet d'avoir des résolutions spatiales meilleures qu'avec les plateformes aéroportées traditionnelles, de l'ordre du cm. Néanmoins, ce domaine de recherche est récent (Van der Meer *et al.*, 2018), et les premières études parues avec ce type de plate-forme s'appuient sur des capteurs hyperspectraux miniaturisés développés dans le domaine VNIR (400-1000 nm) (Jackisch *et al.*, 2018; Robinson et Kinghan, 2018). Des capteurs embarqués dans le SWIR, notre domaine spectral d'intérêt, ont été développés récemment (par exemple la caméra HySpex Mjolnir S-620 développée par Norsk Elektro Optikk), ouvrant la voie à leur utilisation pour la géologie et la pédologie.

I.5 Méthodes de Quantification des argiles minéralogiques

Les méthodes utilisées pour la quantification des minéraux argileux par spectrométrie de terrain ou de laboratoire sont présentées dans cette partie. Ces méthodes peuvent être classées en plusieurs groupes qui sont décrits ci-après (Table.I.4).

TABLE I.4 – Liste de méthodes utilisées pour la quantification des argiles par spectro-imagerie (en noir), les méthodes indiquées en rouge sont celles retenues dans notre étude.

Approches par connaissances a priori		Approches analytiques				
Modélisation locale des absorptions [Section I.5.1.1]	Modélisation globale du spectre [Section I.5.1.2]	Par des modèles d'apprentissage [Section I.5.2.1]		Par des modèles de démixage [Section I.5.2.2]		
Régression linéaire sur un critère de l'absorption (Bishop et al., 2011; Garfagnoli et al., 2013) Indices spectraux (Dufréchoy et al., 2015)	Hapke (Mustard and Pieters, 1989; Heylen et al., 2014) Shkuratov (Robertson et al., 2016)	Linéaire	Non Linéaire	Fixe		itératif
		Partial Least Square Regression (Goetz et al., 2001)	Arbre de régression (Mulder et al., 2013) Réseau de neurone artificiel (Plaza et al., 2004)	Linéaire	Non Linéaire	Multiple Endmember Mixture Analysis (Mulder et al., 2013)
				Fully Constrained Least Square (Heinz et Chang, 2001) Mixture Tuned Matched Filtering (Kruse et al., 2000; Chabrillat et al., 2002; Bourguignon et al., 2007)	Generalized Bilinear Model (Halimi et al., 2011) Multi-Linear Model (Heylen et Sheunders., 2016)	

I.5.1 Approches avec connaissances a priori

I.5.1.1 Modélisation locale des absorptions

La première catégorie de méthodes de quantification des minéraux argileux présentée concerne les méthodes basées sur la connaissance a priori du comportement spectral des argiles (Table. I.4). L'ensemble de ces méthodes s'appuie sur des critères de largeur, profondeur et position de bandes estimés après suppression du continuum. Le continuum est l'ensemble des phénomènes de diffusion en dehors des bandes d'absorption qui va engendrer une forme concave sur le spectre de réflectance dans le domaine 400-2500 nm (Clark, 1999), (Fig. I.11). Sa forme est influencée par des phénomènes d'absorption (humidité) mais les phénomènes physiques qui l'engendrent restent partiellement incompris (Asadzadeh et de Souza Filho, 2016). La suppression du continuum revient à normaliser le spectre de réflectance. La profondeur des bandes d'absorption (ou "band depth", BD) est ensuite estimée (Fig. I.11).

Un premier type de méthodes concerne les régressions linéaires sur un critère de la bande d'absorption des argiles à 2200 nm (Bishop *et al.*, 2011; Garfagnoli *et al.*, 2013; Haest *et al.*, 2012; Murphy *et al.*, 2014). Garfagnoli *et al.* (2013) établissent une relation linéaire entre le contenu en illite, montmorillonite et kaolinite des sols et la profondeur de la bande d'absorption à 2210 nm. Les résultats obtenus sur des images du capteur aéroporté SIM-GA (résolution spatiale de 1,2 m et échantillonnage spectral de 5,8 nm dans le domaine SWIR : 1000-2450 nm) sont comparés de manière qualitative à des cartes de sols et met en avant des erreurs importantes pour détecter la kaolinite, probablement dû à sa faible présence dans les sols. Murphy *et al.* (2014), utilisent la position des bandes d'absorption autour de 2000 nm pour détecter la présence de minéraux argileux et les discriminer (Nontronite, Fe-Smectite et Kaolinite) sur une paroi de mine, en utilisant une caméra Specim (Finlande) dans le SWIR, avec un échantillonnage spectral de 6 nm. Néanmoins, cette méthode est limitée par la forte proximité des bandes d'absorption des argiles dans ce domaine spectral et la variabilité importante de leur position, due à la variation de leur composition chimique (voir Table. I.3).

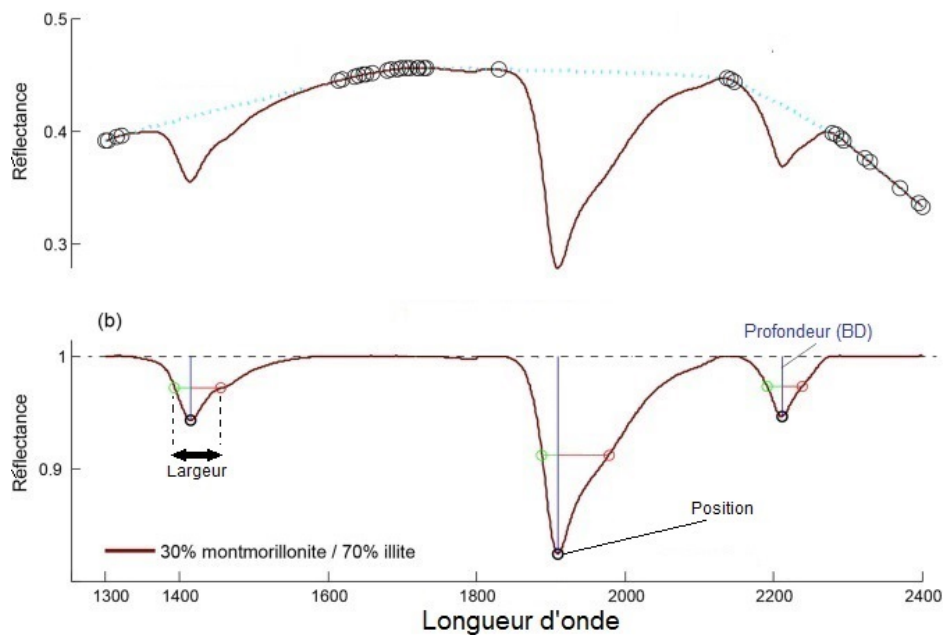


FIGURE I.11 – Application du prétraitement CR pour un spectre de mélange 70 % illite / 30 % montmorillonite (Dufréchou *et al.*, 2015).

D'autres méthodes sont basées sur des indices créés par des rapports entre les paramètres sus-cités Dufréchou *et al.* (2015) ont utilisé comme référence les rapports BD_{1400}/BD_{1900} et BD_{1900}/BD_{2200} (profondeur des pics d'absorption à 1400, 1900 et 2200 nm) sur des mélanges contrôlés d'argiles minéralogiques en laboratoire afin d'estimer le contenu en argile dans les sols sur les mêmes rapports obtenus avec des spectres de sols. Les abondances obtenues avec cette méthode sont estimées avec une erreur quadratique moyenne (RMSE) de 15,4 % pour la montmorillonite, 25,2 % pour la kaolinite and 29,8 % pour l'illite (Dufréchou *et al.*, 2015).

L'ensemble des méthodes par modélisation locale des absorptions présentent plusieurs inconvénients : (i) l'utilisation d'une ou deux bandes d'absorption pour quantifier les minéraux, rendant ces méthodes sensibles au bruit, (ii) ces méthodes ne prennent généralement pas en compte les effets spectraux non-linéaires (mélanges intimes avec effets de diffusion, etc.).

I.5.1.2 Modélisation globale du spectre

D'autres méthodes reposent sur le transfert radiatif au sein des mélanges de minéraux. Le modèle d'Hapke (Hapke, 1981), prend en compte les effets de diffusions et d'absorptions au sein de ce milieu, composé de plusieurs types de particules. Heylen et Scheunders (2016) ont montré qu'avec des mélanges de Quartz-Alunite, le modèle Hapke obtient les meilleurs résultats d'estimation d'abondances au sein d'un mélange contrôlé de laboratoire (erreur 1-2 %), en comparaison avec des modèles de démixage linéaires et non-linéaires (erreur de 10-40 %). De la même façon, Mustard et Pieters (1987, 1989); Hiroi et Pieters (1994) ont obtenu des erreurs inférieures à 10 % sur l'estimation des abondances pour divers mélanges minéraux. Toutefois, cette méthode suppose soit de connaître la granulométrie dans le mélange, soit de considérer une taille similaire pour tous les grains.

Shkuratov *et al.* (1999) ont proposé une approche qui modélise les interactions du rayonnement électromagnétique au sein d'un mélange. La différence avec le modèle d'Hapke est que ce modèle considère chaque minéral comme étant une couche homogène dont l'épaisseur varie selon son abondance (Poulet *et al.*, 2002). Ce modèle donne des résultats avec des erreurs inférieures à 15 % et proches de 10 % pour des mélanges intimes de minéraux de laboratoire (clinopyroxène, orthopyroxène et olivine). Néanmoins, ce modèle demande aussi une connaissance a priori sur les valeurs de porosité de la surface et de taille des grains. Toutefois, à notre connaissance, aucun de ces modèles n'a été appliqué sur des surfaces naturelles terrestres pour discriminer les argiles.

I.5.2 Approches analytiques

I.5.2.1 Par des modèles d'apprentissage

Une autre catégorie de méthodes est basée sur des modèles d'apprentissage linéaires et non-linéaires. Ainsi, des régressions linéaires multiples utilisent plusieurs bandes spectrales pour établir une relation linéaire entre réflectance et abondance des minéraux (Partial Least Square regression, PLSR). Viscarra Rossel *et al.* (2006b, 2009) ont utilisé cette méthode pour quantifier les minéraux argileux dans des mélanges de laboratoire argiles-quartz-matière organique, obtenant des RMSE de 3,6, 3,4 et 3,4 % sur l'estimation des abondances de kaolinite, d'illite et de montmorillonite respectivement.

Mulder *et al.* (2013) ont appliqué une méthode non-linéaire qui combine la décomposition du spectre en une somme de gaussiennes proposée par Pompilio *et al.* (2009) et une analyse par arbre de régression (RTA). Lors de cette étape, une suite de règles de décision est définie, à partir des paramètres des gaussiennes (position, largeur, saturation, asymétrie) du jeu de données d'apprentissage. Cette méthode permet d'obtenir un RMSE maximal sur les abondances de 9 % pour des mélanges intimes argiles-calcite et de 5 % pour la kaolinite, 9 % pour les micas, 18 % pour la smectite et 14 % pour la calcite sur des échantillons de sols. Toutefois, ces méthodes nécessitent une étape d'apprentissage avec une base de données qui doit être représentative du site d'étude.

I.5.2.2 Par des modèles de démixage

Les méthodes de démixage décomposent le spectre d'un pixel mixte en plusieurs signatures spectrales des matériaux présents, afin de quantifier leur distribution spatiale respective (ou abondance) (Dobigeon *et al.*, 2016). Ces méthodes sont celles les plus couramment utilisées en imagerie aéroportée ou satellitaire. Le démixage spectral est un type de méthode en télédétection hyperspectrale visant à retrouver les proportions de matériaux purs dans chaque pixel. Pour ce faire, ces algorithmes décomposent le spectre mesuré en un mélange de spectres élémentaires purs. Les règles de mélange varient selon les types de mélange (cf. sous-section I.3.2). Dans le cas d'étude minéralogique, les minéraux étant intimement mélangés au sein d'un pixel, les signatures spectrales des minéraux purs (pôles de mélange : PM) sont soit tirées de bibliothèques spectrales acquises a priori soit estimés sur l'image directement. Nous présentons ici les principaux algorithmes de la littérature puis les performances obtenues par ces méthodes. Une description plus complète des algorithmes utilisés dans la thèse est présentée dans le chapitre II.3.

Les modèles linéaires les plus utilisés sont :

Le Fully Constrained Least Square (FCLS ; (Heinz et Chang, 2001)), utilise une contrainte de non négati-

tivité sur les abondances estimées, et de somme à un des abondances estimées. Il s'agit du modèle le plus utilisé pour d'autres thématiques, mais est peu présent dans la littérature pour l'étude du sol, car il est basé sur l'hypothèse linéaire de mélange, qui est non valide dans le cadre de mélanges intimes. De plus, FCLS ne prend pas en compte la variabilité des mélanges. FCLS est employé comme référence lors de la comparaison avec d'autres méthodes de démixage (Halimi *et al.*, 2011; Heylen *et al.*, 2014).

Le Mixture Tuned Matched Filtering (MTMF; (Boardman, 1998; Kruse *et al.*, 2000) lie le modèle de mélange linéaire à des méthodes de traitement du signal, le Matched Filter (MF) qui agit comme un filtre pour réduire l'impact du bruit au sein de l'image et les « faux positifs ». Ainsi, en sortie de ce modèle, les abondances sont obtenues pour chaque PM et un critère d'« impossibilité » c'est-à-dire la possibilité que chaque pixel soit un mélange de nos PM connus et des autres matériaux (inconnus).

D'autres modèles linéaires prennent en compte la variabilité intraclasse des PM comme l'algorithme Multiple Endmember Mixture Analysis (MESMA; (Roberts *et al.*, 1998)), ou The Spectral Assistant (TSA, (Berman *et al.*, 2011)). Ces algorithmes minimisent l'écart entre le spectre analysé et le modèle, en testant plusieurs combinaisons de mélange avec un nombre de PM définis. Les spectres choisis pour une combinaison sont sélectionnés de façon itérative au sein de la bibliothèque spectrale en entrée. La principale différence entre les deux algorithmes est que MESMA utilise la distance Euclidienne entre les spectres, alors que TSA utilise la distance de Mahalanobis.

Les modèles linéaires sont toutefois limités car ils ne prennent pas en compte les phénomènes de diffusion et de réflexion multiples existants dans le mélange (cf. sous-section I.3.2). Une synthèse présentant les méthodes de démixage non linéaires a été réalisée par (Heylen *et al.*, 2014). Parmi les modèles non linéaires, les modèles bilinéaires sont les plus utilisés :

Parmi ces modèles, le Generalized Bilinear Model (GBM; (Halimi *et al.*, 2011)) et le Multi-Linear Model (MLM; (Heylen et Scheunders, 2016)), corrigent les effets macroscopiques au sein des mélanges. Ces modèles se basent sur une modélisation quadratique bilinéaire des réflexions multiples.

Certains de ces modèles ont été utilisés dans des exemples concrets pour modéliser des mélanges contenant des minéraux argileux :

Kruse *et al.* (2000) ont montré l'intérêt de l'imagerie hyperspectrale AVIRIS pour discriminer plusieurs classes d'argiles dans les sols (4 classes : montmorillonite, argiles interstratifiées (illite/smectite), illite, et autres minéraux) à l'aide du MTMF. Toutefois, cette étude s'est concentrée sur l'intérêt de l'utilisation de l'imagerie hyperspectrale pour l'estimation de la traficabilité des sols, sans regarder les performances du MTMF pour la cartographie des argiles. Chabrilat *et al.* (2002) ont utilisé le MTMF avec des données aéroportées AVIRIS à différentes résolutions (17 et 1,9 m de résolution spatiale pour 10 nm de résolution spectrale) et Hymap (4 m de résolution spatiale et 17 nm de résolution spectrale) pour discriminer l'illite/smectite de la kaolinite, avec une validation basée sur des mesures de spectromètres de terrain sur la zone étudiée. En comparant les capteurs utilisés dans l'étude, Chabrilat *et al.* (2002), observent que la diminution de la résolution spectrale n'a pas réduit les performances de discrimination entre les illites et les smectites, mais affecte la détection de la kaolinite (disparition du doublet vers 2160 nm). Bourguignon *et al.* (2007) ont utilisé cette technique pour la classification d'argiles dans les sols en utilisant l'imageur satellite ASTER (30 m de résolution spatiale) dans le SWIR (bandes spectrales 5–9, 2,14–2,43 μm), et avec une validation de la composition minéralogique par DRX. Il a été ainsi possible de distinguer les minéraux argileux majoritaires dans la fraction argileuse des sols avec ce capteur (80 % pour l'illite, 15-

30 % pour la kaolinite et 16 % pour la montmorillonite). Ni l'impact de l'humidité sur la détection de ces minéraux, ni l'influence des autres minéraux non-argileux sur la détection par MTMF n'ont été évalués.

Bedini *et al.* (2009) ont appliqué MESMA sur des données Hymap (4 m de résolution spatiale) pour discriminer plusieurs minéraux argileux avec une validation qualitative effectuée par identification visuelle des minéraux sur des spectres acquis avec un spectromètre en condition de terrain. Cette méthode a permis d'identifier et de caractériser les minéraux issus de profils d'altération d'une caldeira (dépression circulaire ou elliptique au centre d'un édifice volcanique). Toutefois, les auteurs mettent en avant que l'utilisation de MESMA a été choisie ici uniquement pour détecter ces minéraux pour plusieurs raisons : (i) le manque de validation pour estimer les abondances des minéraux (DRX...) et (ii) la possibilité d'interactions non linéaires existant à l'échelle macroscopique entre le couvert végétal et le sol et microscopiques (mélange intime, cf. sous-section I.3.2), influençant les résultats du démélange.

Heylen et Scheunders (2016) ont montré qu'avec des mélanges non-linéaires de Quartz-Alunite, le modèle de démélange MLM estimait les abondances avec des erreurs plus faibles (erreurs de 10-20 %) que les modèles GBM/FCLS (erreurs de 30-40 %).

I.6 Synthèse

Dans ce chapitre, une description des sols comme des mélanges complexes, composés d'argiles et d'autres minéraux (quartz, feldspaths, carbonates...) a été faite. Les travaux portant sur les moyens d'étude de la phase minéralogique du sol ont montré l'intérêt d'utiliser la spectro-imagerie dans le domaine proche infrarouge (1000-2500 nm) pour discriminer les argiles en s'appuyant sur des différences spectrales entre les spectres de réflectance des argiles observables sur des données à très haute résolution spectrale. Néanmoins, les autres composants existants dans les sols peuvent masquer les absorptions spectrales des argiles : la végétation (supérieur à 60-80 % au sein d'un pixel) et la matière organique (>7 % dans le mélange), ainsi que l'eau (>15 % d'humidité).

Il a été montré dans cette section que les minéraux argileux peuvent être quantifiés dans les sols à partir de données de spectromètre de laboratoire ou de terrain. Néanmoins, peu de méthodes ont été appliquées pour quantifier leurs abondances, par des régressions sur un critère de la bande d'absorption à 2200 nm ou par des indices spectraux. Ils ont été appliqués sur des bases de données spectrales de laboratoire idéales (échantillons secs, tamisés...). Les méthodes de démélange, sont appliquées sur les données spectrales aéroportées pour quantifier les minéraux au sein d'un pixel. Ces méthodes, sont limitées par plusieurs facteurs (rapport de signal à bruit, présence de végétation au sein du pixel...) permettant seulement la détection de ces minéraux. Les moyens et les méthodes employées lors de la thèse sont présentés dans le chapitre suivant.

Chapitre II

Présentation de la démarche : données, moyens et méthodes

II.1 Introduction

La démarche repose sur l'étude des minéraux argileux dans deux conditions expérimentales : en laboratoire et sur le terrain. Dans un premier temps, sur les données de laboratoire, les performances des méthodes de démélange sur les minéraux argileux, et l'effet de prétraitements spectraux en amont du démélange sont évalués. Dans un second temps, à l'échelle du terrain, les performances des méthodes de démélange sont étudiés conjointement à l'impact du choix des pôles de mélanges sur le démélange et l'utilisation de méthodes de détection de pôles de mélanges.

Les données utilisées sont présentées dans la section II.2, avec la description des mesures de laboratoire dans la sous-section II.2.1 ; la campagne de terrain effectuée est présentée dans la sous-section II.2.2. Les méthodes utilisées sont présentées dans la section II.3.

II.2 Présentation des jeux de données

II.2.1 Acquisition en laboratoire d'images hyperspectrales de mélanges contrôlés de minéraux

Une expérimentation en laboratoire a été réalisée de façon à obtenir une base de données spectrale de mélanges contrôlés de minéraux, c'est à dire avec des abondances connues. Il s'agit de mélanges purement argileux dans un premier temps, avec les argiles les plus communes dans les sols : illite, montmorillonite et kaolinite (cf. section I.2). Dans un second temps, deux autres minéraux majoritairement présents dans les sols, le quartz et la calcite, (Bergaya et Lagaly, 2006) sont ajoutés aux mélanges. La composition minéralogique des mélanges est d'abord décrite dans la partie II.2.1.1, puis le dispositif expérimental est présenté et les prétraitements sur les images dans la partie II.2.1.2.

II.2.1.1 Minéraux, type et composition des mélanges

Les minéraux utilisés sont : illite de Saint-Paulien (France, commercialisée par Argiles du Velay), kaolinite de Clérac (France, commercialisée par Imerys, et montmorillonite de Villanova Tulo (Sardaigne,

Italie, commercialisée par ABM), quartz, collecté dans une carrière à Fontainebleau (France) et commercialisé par Sifracco et calcite provenant d'Orgon (France). Les argiles sont fournies sous forme de poudres avec une taille de grains inférieure à 80 μm . La granulométrie du quartz est inférieure à 300 μm et celle de la calcite inférieure à 70 μm .

A partir de ces minéraux, 2 types de mélanges sont considérés (Fig. II.1) :

- 16 mélanges synthétiques simulant un mélange de type "patchwork" sont obtenus à partir de 1000 spectres issus d'images hyperspectrales acquises sur chaque argile pure ρ_i pour une abondance f_i avec la loi de mélange linéaire suivante :

$$\rho = \sum (f_i \rho_i) \text{ avec } \sum f_i = 1 \quad (\text{II.1})$$

- 65 mélanges intimes sont créés par mélange mécanique de minéraux avec des abondances contrôlées, et conditionnés dans des boîtes de $22 \times 26 \text{ cm}^2$ de côté et de 2 cm d'épaisseur. Les mélanges sont référencés avec la première lettre du nom du minéral composant le mélange suivi de son abondance (valeurs en % de masse). Par exemple, M20K80 correspond à un mélange contenant 20 % de montmorillonite et de 80 % de kaolinite.

Les mélanges synthétiques sont créés pour étudier le comportement des méthodes de démixage sur des cas idéaux. C'est pour cela que seuls des mélanges binaires contenant de la montmorillonite ont été simulés, afin de comparer au cas de mélanges intimes binaires.

Les mélanges intimes ont été initialement créés de façon à avoir une distribution homogène des mélanges sur l'ensemble des diagrammes ternaires, exprimés en pourcentage de volume. Par la suite, nous avons décidé d'exprimer ces résultats en pourcentage massique de façon à (i) comparer les résultats par rapport à la littérature et (ii) parce que le volume est très dépendant du degré de compaction des poudres : ce n'est pas un indicateur sûr pour la validation des abondances.

Le diagramme ternaire décrivant les mélanges purement argileux (Fig. II.1a), présente des mélanges avec des abondances en illite et montmorillonite légèrement supérieures à celles de la kaolinite, à cause de la masse volumique plus faible de cette dernière. De la même façon, les mélanges argiles – quartz (Fig. II.1b, c) ont des contenus plus importants en quartz. Les mélanges illite - montmorillonite – calcite (Fig. II.1e) sont distribués de façon homogène dans le diagramme à cause des masses volumiques similaires de ces trois minéraux. Au contraire, les mélanges contenant montmorillonite – kaolinite – calcite (Fig. II.1d) ont des mélanges contenant des abondances supérieures en montmorillonite et en calcite à cause de la masse volumique plus faible de la kaolinite.

II.2.1.2 Dispositif expérimental en laboratoire et prétraitements

Le banc de mesure est similaire à celui utilisé par Adar *et al.* (2014). Il comporte deux supports pour les caméras, situées à 1 m de hauteur de l'échantillon, ainsi qu'une lampe pour chaque caméra inclinée à 35° d'angle zénithal afin d'être dans les conditions solaires correspondant à des latitudes moyennes rencontrées l'été. Le signal réfléchi est enregistré par deux caméras hyperspectrales (HySpex - Norsk Elektro Optikk –VNIR-1600 et SWIR-320m-e). Seules les données de la caméra SWIR sont utilisées, avec 256 bandes spectrales et une résolution spectrale de 6 nm dans le domaine 1000-2500 nm. La caméra a un champ de mesure de 240 mm (FOV 13,5°), et une résolution spatiale de 0,75 mm.

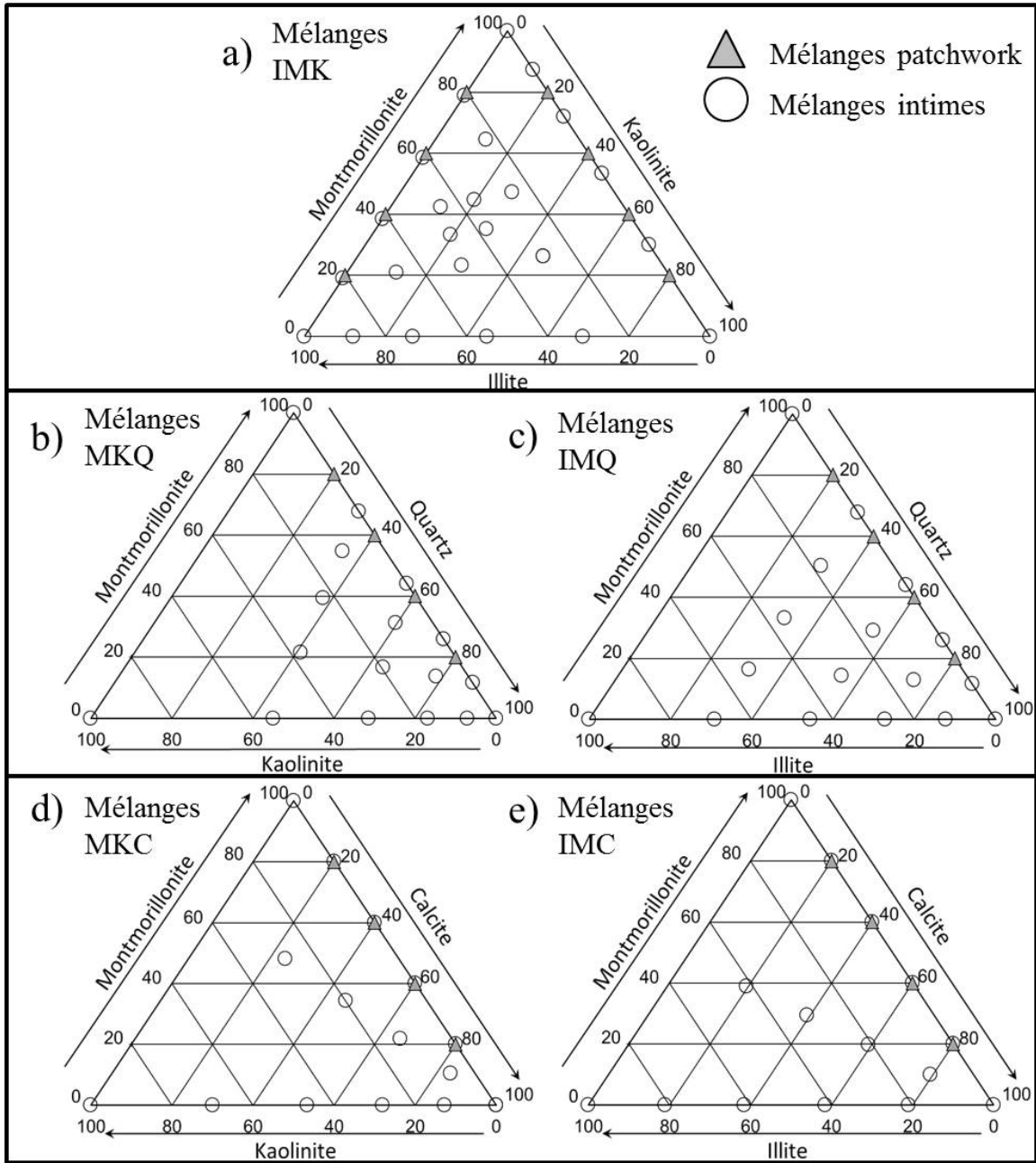


FIGURE II.1 – Diagrammes ternaires des 81 mélanges contrôlés de minéraux (unité : % masse).

Le banc est protégé par un rideau noir afin de réduire les réflexions parasites. La plateforme supportant l'échantillon se déplace horizontalement pour acquérir un cube hyperspectral. Toutes les 4 mesures, l'acquisition d'une image hyperspectrale d'une référence blanche Spectralon® est effectuée, afin de s'affranchir d'éventuelles dérives temporelles des instruments lors de la mesure et pour effectuer ci-après l'étalonnage radiométrique afin de convertir les mesures en unité de réflectance.

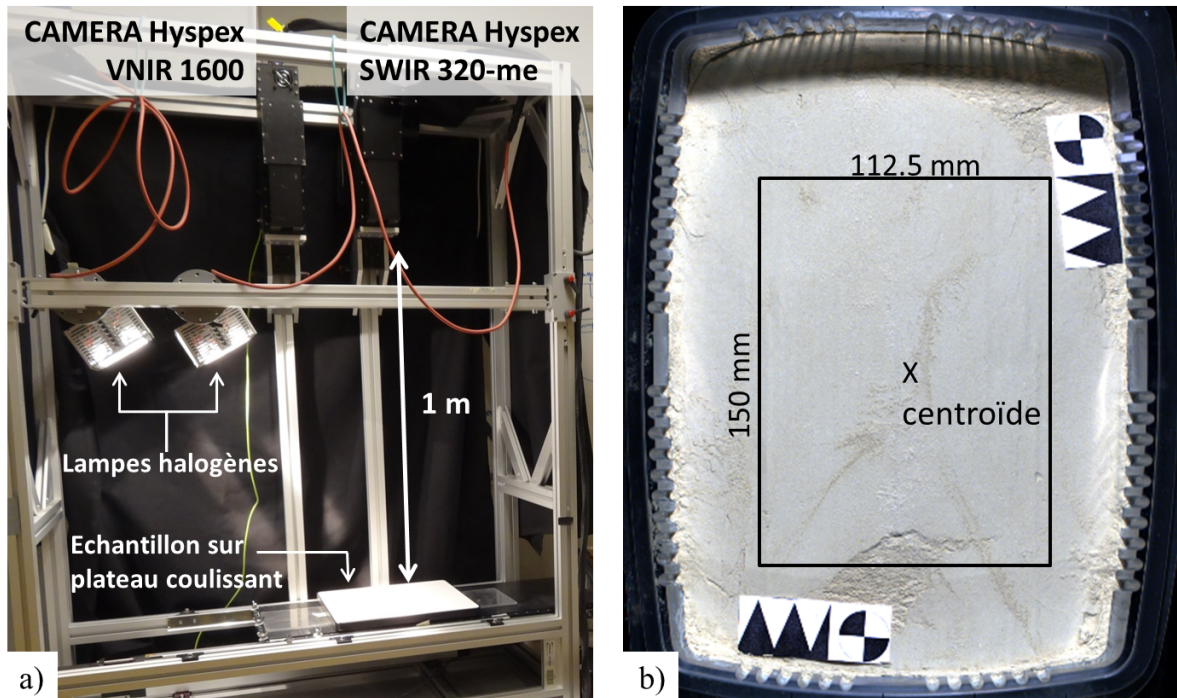


FIGURE II.2 – a) banc de mesure en laboratoire avec le Spectralon® et b) composition colorée de l'échantillon d'illite pure (I100), avec la délimitation de la surface étudiée (rectangle noir).

La conversion des images acquises exprimées en luminance en réflectance utilise la formule suivante (II.2) :

$$\rho(i, j)_{ech} = \frac{Lum(i, j)_{ech}}{Lum(i, j)_{spec}} \times \rho(i, j)_{ech} \quad (II.2)$$

Avec, $Lum(i, j)_{ech}$ la luminance de l'échantillon, $Lum(i, j)_{spec}$ la luminance du Spectralon®, $\rho(i, j)_{spec}$ la réflectance (connue) du Spectralon® et $\rho(i, j)_{ech}$ la réflectance de l'échantillon du pixel (i, j) avec i le numéro de ligne et j le numéro de colonne .

Une surface de 150×200 pixels ($11.25 \times 15.0 \text{ cm}^2$) de chaque image a été sélectionnée pour éviter les réflexions des bords du contenant (Fig. II.2b). Les pixels saturés sont supprimés de l'image, leur nombre pouvant atteindre jusqu'à 2 % de l'image.

L'analyse des images brutes met en évidence une non uniformité de l'éclairage due à des réflexions parasites avec les parois du contenant de l'échantillon. Le calcul de variogrammes expérimentaux a quantifié cet effet (Fig. II.3). Une méthode a été développée afin de s'affranchir de cette non-uniformité basses fréquences spatiales tout en gardant l'effet de la rugosité sur l'image.

Le variogramme expérimental ou variogramme empirique $\hat{\gamma}$ est un estimateur du variogramme théorique à partir des données. Il est estimé sur n couples de points (x, y) équidistants à une distance h avec une tolérance δh :

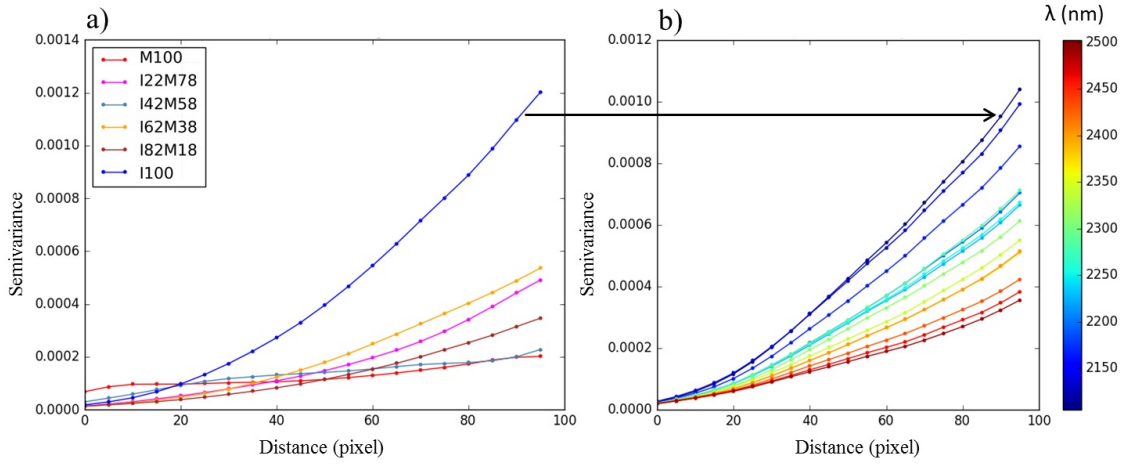


FIGURE II.3 – a) Variogrammes sur la bande 206 (longueur d’onde : 2207 nm) des images des mélanges illite - montmorillonite ; b) Variogrammes de l’échantillon I100 pour les longueurs d’ondes entre 2100 et 2500 nm, une courbe tous les 50 nm.

$$\hat{\gamma} = \frac{1}{2n(h)} \sum_{h-\delta h < |x-y| < h+\delta h} (\rho(x) - \rho(y))^2 \quad (\text{II.3})$$

Les variogrammes sont estimés sur une imagerie de 100 pixels par 100 pixels.

Sur la Fig. II.3, la variabilité augmente au fur et à mesure de la distance pour certains échantillons (notamment pour I100, et K100). Ce phénomène empêche de mettre en évidence le «champ moyen» présent dans les images : la distance à partir de laquelle la variance est stable. Elle se présente sous la forme d’un «plateau» dans les semivariogrammes expérimentaux. Au-delà d’une distance de 50 pixels, le semivariogramme n’est plus significatif, les effets de bords devenant de plus en plus importants. En effet, le nombre de pixels utilisés pour le calcul des variances diminue à partir de cette distance (taille d’échantillon de 100 × 100 pixels). On constate que néanmoins les niveaux de variance sont faibles (de l’ordre de 10^{-4}) : ce qui est représentatif de milieux homogènes. Pour donner un ordre de grandeur, la variance trouvée par Garrigues *et al.* (2006) pour des variogrammes expérimentaux, sur des images Ikonos à 4 m de résolution, est de l’ordre de 10^{-2} . La comparaison des variogrammes à différentes longueurs d’ondes, montre que leur forme reste la même pour toutes les longueurs d’ondes. Néanmoins, la variance et l’effet pépite (limite du variogramme en 0) varient. En effet, ils sont dépendants des écarts-types de l’image à chaque longueur d’onde. La variance diminue dans les bandes d’absorption spécifiques des argiles. Les phénomènes visibles sur de grandes surfaces sont donc différents selon les longueurs d’onde. Les longueurs d’ondes avec la plus grande variance sont aussi celles qui ont des valeurs de réflectance les plus importantes.

Ces résultats mettent en évidence la non-uniformité de l’éclairage qu’il faut corriger. La méthode de correction suit l’hypothèse que les variations spatiales de cette non-uniformité est de type basse fréquence et qu’elle est modélisable par une loi quadratique. Les étapes de la méthode sont II.4 :

- Différence entre les valeurs de réflectance de l’image et la réflectance moyenne (Fig. II.5) :

$$\rho_{diff} = \rho - \bar{\rho} \quad (\text{II.4})$$

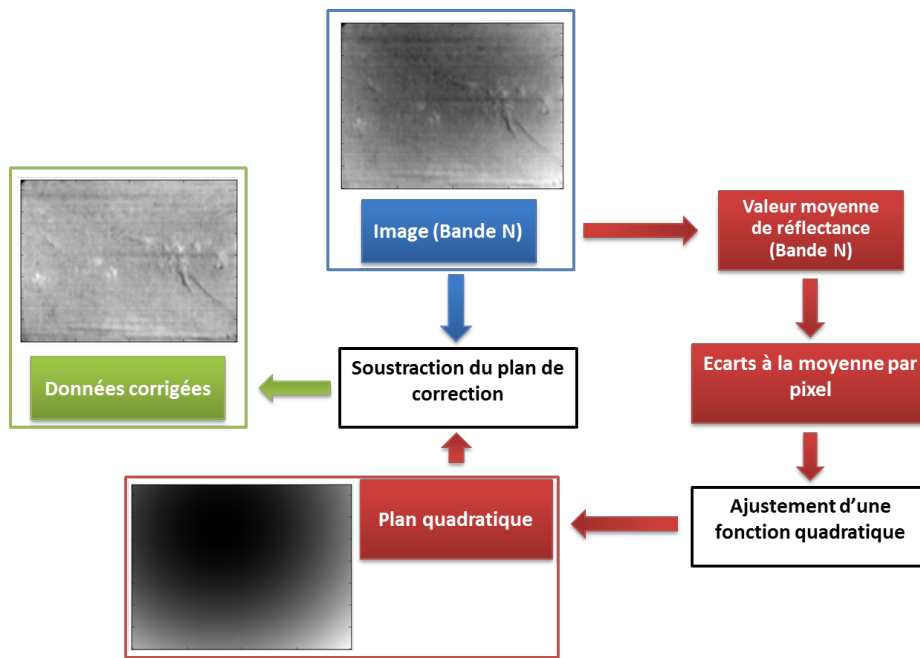


FIGURE II.4 – Processus de correction des non-uniformités d’éclairage par une fonction quadratique.

- Ajustement d’une fonction polynôme de second degré en minimisant l’erreur quadratique moyenne :

$$\sum_{i=1}^n (\rho_{diff} - (ax_i^2 + by_i^2 + cx_iy_i + y_i + dx_i + ey_i + f))^2 \quad (II.5)$$

Avec les coordonnées (x, y) correspondant à (ligne, colonne) de chaque i pixel de l’image.

- Soustraction entre les valeurs du polynôme obtenue et les valeurs de réflectance de l’image (Fig. II.4).

La figure II.5 montre les différences entre la fonction quadratique trouvée et les données normalisées, pour l’image I100 pour la bande spectrale à 2207 nm. Le produit final est une image de réflectance corrigée des non-uniformités d’éclairage dans les bandes de 2100 à 2425 nm. On peut noter que la variabilité de haute fréquence est conservée, ce qui correspond à la variabilité à petite échelle de l’échantillon.

Les images ainsi corrigées et exprimées en unité de réflectance seront utilisées pour la discrimination des argiles et leur quantification dans le chapitre III.

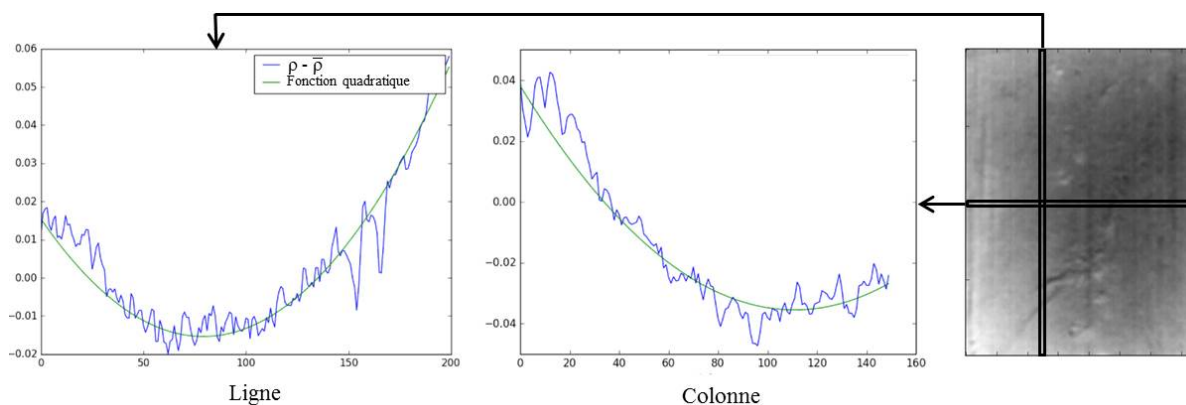


FIGURE II.5 – Ecart entre la valeur moyenne de réflectance (en bleu) et la correction quadratique (en vert) pour la colonne 50 de l'échantillon I100 (à gauche) et la ligne 100 de l'échantillon (à droite) pour l'image à 2207 nm.

II.2.2 Acquisition sur le terrain d'images hyperspectrales

Une campagne de mesure a été réalisée dans le cadre de cette thèse par l'ONERA et le BRGM en collaboration avec l'IPGP (Institut de Physique du Globe de Paris) du 5 au 7 Septembre 2017 sur 3 sites dans le département du Loiret. Des images hyperspectrales ont été acquises à très haute résolution spatiale et spectrale sur des sols nus ou peu végétalisés, à l'aide de caméras installées sur un camion-nacelle. L'objectif de la campagne était d'évaluer les performances des outils d'estimation des abondances en minéraux argileux sur des données réelles..

II.2.2.1 Présentation de la campagne de mesure

La sélection des sites s'est appuyée sur les 23 sites étudiés par le BRGM dans le cadre du projet AGEOTHYP (Hohmann *et al.*, 2014), présentant des informations auxiliaires (DRX...). Ces sites sont présentés dans la Fig. II.6.

La géologie de la zone d'étude étudiée par le BRGM dans le cadre du projet AGEOTHYP, a été décrite par Bouchut et Giot (2004). Plusieurs formations sont présentes sur le sites avec des sensibilités au phénomène de retrait-gonflement différent (Dufréchoy *et al.*, 2016) :

- Des formations de limons éoliens et de loess (formations LP), sont situées au nord et à l'ouest de la zone. Ces formations présentent un aléa de retrait-gonflement faible (Fig. II.6).
- Les calcaires de Pithiviers (Aquitaniens, formation m1a) sont présents principalement à l'Ouest de la zone étudiée lors du projet AGEOTHYP. Elle est notée comme ayant un risque de retrait-gonflement modéré.
- Les sables et argiles du Pliocène inférieur (formations m1b) sont présents au nord de la Loire. La formation est composée principalement de sable et de sable argileux avec des couches locales de silts et d'argiles de l'ordre de la dizaine de mètres au mètre. Elle est notée comme ayant un aléa de retrait gonflement modéré.
- La formation de marnes et de sables de l'Orléanais (Burdigaliens, formation m1bO) est principalement présente au nord de la Loire et est principalement constituée de sable quartzofeldspathique et d'argiles. La formation m1bO est classée comme ayant un fort risque de retrait gonflement (Fig. II.6).

- Les marnes et calcaires de l'Orléanais (Burdigalien, formation m1bMC) est principalement présente au nord de la Loire. Elle est comprise de marnes avec des bancs hétérogènes de calcaires ou des nodules de calcaires. Elle est classée avec un risque de retrait-gonflement modérée (Fig. II.6.
- Les alluvions et colluvions récents de la Loire (formations Fy, Fz et Fc) sont situées essentiellement autour et au sud de la Loire. Ces formations sont essentiellement siliceuses, avec des dépôts localisés d'argiles. Elles sont classées comme ayant un risque de retrait-gonflement faible à modéré (Fig. II.6.

Trois sites ont été sélectionnés sur la zone en s'appuyant sur les critères suivants :

- La composition en smectite des sols à partir :
 1. des échantillons DRX de la classe de texture des argiles des sols, prélevés lors du projet AGEOTHYP (données présentées dans Dufréchou et al., 2015). Seuls les échantillons avec une somme des abondances d'illite, de montmorillonite et de kaolinite excédant 15 % sont sélectionnés.
 2. de la carte d'aléa de retrait-gonflement argileux réalisée par le BRGM, à l'échelle 1/50 000^e (Bouchut et Giot, 2004). Celle-ci est utilisée de façon à trouver une zone à proximité des sites de la base de données AGEOTHYP, si ceux-ci ne remplissent pas les deux conditions présentées ensuite. En effet, Dufréchou *et al.* (2015), ont comparé les teneurs en montmorillonite des sols avec les classes de potentiel de gonflement estimés par des tests au bleu de méthylène, selon la méthode développée par les Ponts et Chaussées (Chassagneux *et al.*, 1995). Les relations entre les classes de gonflement et le contenu en montmorillonite (M) dans la fraction argileuse sont décrites comme :
 - $M < 10 \%$: potentiel de gonflement faible
 - $10 \% \leq M < 50 \%$ potentiel de gonflement moyen
 - $50 \% \leq M < 70 \%$ potentiel de gonflement fort
 - $M \geq 70 \%$ potentiel de gonflement très fort
- La présence d'une route pour installer le camion-nacelle qui porte les caméras hyperspectrales, orientée est-ouest pour ne pas avoir d'ombre de la nacelle sur la zone mesurée. En effet, certains sites déjà échantillonnées par DRX (présentés sur la carte, Fig. II.6) ne peuvent pas être choisis à cause de difficulté d'accès pour l'acquisition avec un camion-nacelle, (présence du site en milieu de parcelle agricole. . .). Le choix a été fait de sélectionner des zones d'intérêt, à proximité de ces points, et accessibles avec un véhicule, dans la même zone de risque retrait-gonflement argileux, afin d'avoir une minéralogie similaire (Fig. II.6b).
- Peu de végétation présente sur la zone, de façon avoir le plus de sol nu sur les images hyperspectrales (Fig. II.6c,d,e).

Les pourcentages massiques présentés ici correspondent à la proportion de chaque minéral dans la fraction argileuse, pour plus de 15 % d'illite, montmorillonite et de kaolinite dans les sols (Fig. II.7). Le minéral argileux présent dans les sols de la région est essentiellement la montmorillonite. Néanmoins 5 échantillons contiennent des abondances majoritaires d'illite et de kaolinite. Un terrain dans chacun de ces 3 cas (abondances majoritaires d'illite, de montmorillonite ou de kaolinite) est choisi pour la mesure.

Les terrains choisis sont les suivants :

- HPS54 lieu-dit le Buisson à Coinces, terrain agricole (11 % kaolinite, 7 % illite, 2 % smectite, coordonnées WGS 84 : latitude 48,00901°N; longitude 1,734826°E). Aléa de retrait-gonflement argileux faible, formation géologique LP.

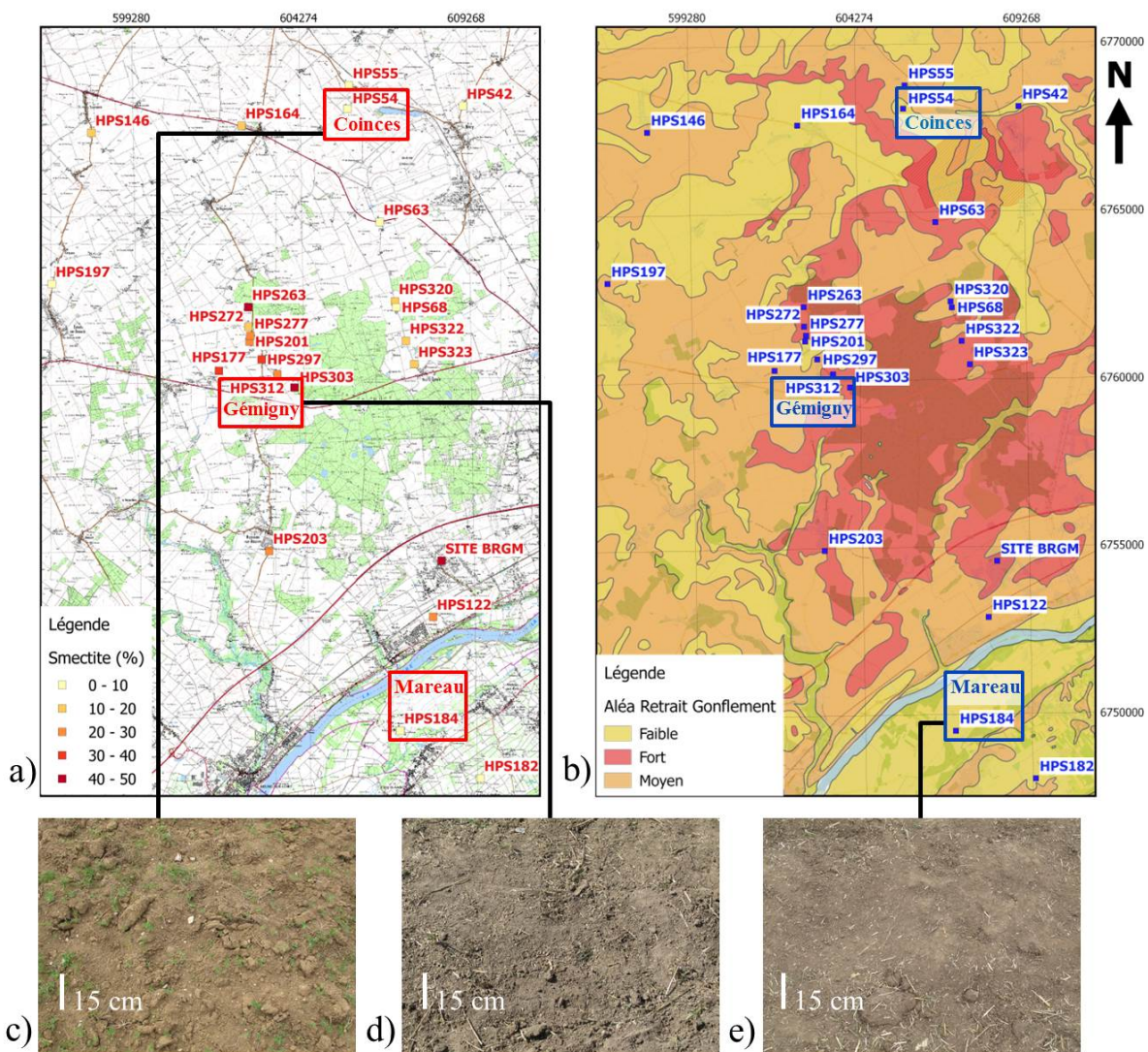


FIGURE II.6 – Distribution des sites présélectionnés avec les sites du projet AGEOTHYP comprenant des analyses DRX : a) carte des sites avec fond de carte IGN, b) carte des sites avec fond de carte aléa retrait-gonflement argileux, et photographies des sols pour les terrains sélectionnés c) au lieu-dit le Buisson à Coinces, d) au lieu-dit les Laps à Gémigny, e) au lieu-dit la malandière à Mareau-aux-prés.

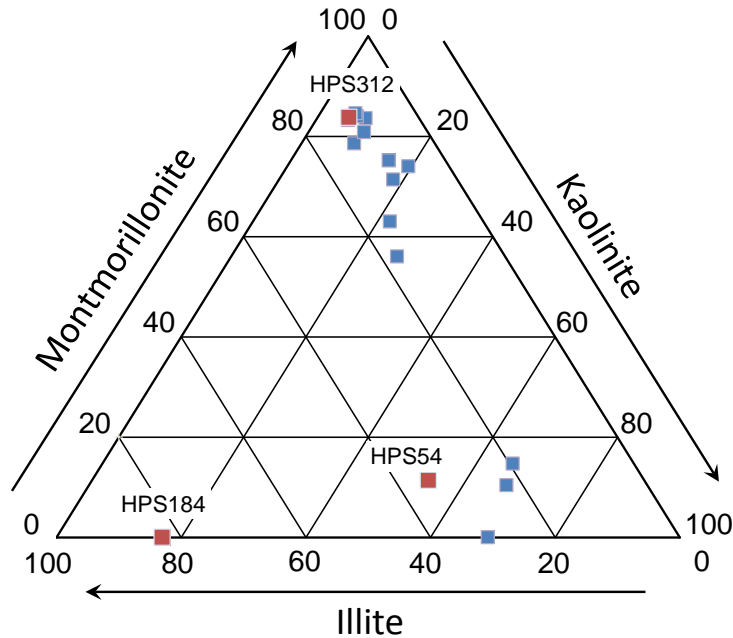


FIGURE II.7 – Diagramme ternaire de composition en illite/montmorillonite/kaolinite lorsque la somme des trois fractions excède 15 % de la masse totale de l'échantillon. En rouge : sites choisis, en bleu : sites échantillonnés lors du projet AGEOTHYP.

- HPS312 lieu-dit à les Laps à Gémigny : terrain agricole (2,9 % kaolinite, 5 % illite, 43,5 % smectite, coordonnées WGS 84 : latitude 47,95422°N ; longitude 1,689848°E). Aléa de retrait-gonflement argileux fort, formation m1b.
- HPS184 lieu-dit la Malandière à Mareau-aux-près : terrain agricole (14,6 % kaolinite, 6,5 % illite, 0 % smectite , coordonnées WGS 84 : latitude 47,83964°N ; longitude 1,758915°E). Aléa de retrait-gonflement argileux faible, formation Fz.

II.2.2.1.1 Mesures terrain

Les données acquises lors de la campagne de terrain sont acquises à partir d'instruments de mesure (caméras hyperspectrales, spectromètre de terrain...) ou d'analyses pratiquées sur des prélèvements (DRX. . .). Les données sont présentées ci-après (Table.II.1).

Les caméras hyperspectrales sont installées sur une nacelle (Fig. II.8a), située à une hauteur de 12 m environ. Le signal réfléchi est enregistré par deux caméras hyperspectrales (HySpex - Norsk Elektro Optikk – VNIR-1600-e et HySpex - Norsk Elektro Optikk - SWIR-320m-e) qui ont respectivement 160 et 256 bandes spectrales avec des résolutions spectrales de 3,7 nm pour la caméra VNIR et de 6 nm pour la caméra SWIR. La caméra VNIR a un champ de vue (FOV) de 17° et la caméra SWIR un FOV de 13,5°. Les images étant acquises par rotation de la caméra (angle de mesure entre 25° et 30° autour du nadir), la résolution spatiale varie sur l'image : les pixels sont plus grands en bordure qu'au nadir. Néanmoins, les résolutions spatiales seront au mieux de 0,4 cm pour le VNIR et de 1,5 cm pour le SWIR. Les images acquises couvrent une zone de 12 m par 4 m. Chaque site d'étude est divisé en 15 zones rectangulaires de taille 2,4 m par 1,3 m, appelés « sub » (II.8b).

TABLE II.1 – Résumé des données acquises lors de la campagne.

<i>Données</i>	<i>Instrumentation</i>	<i>Origine de la donnée</i>	<i>Utilisé dans la thèse</i>
<i>Données hyperspectrales</i>	Hypex VNIR 1600-e Hypex SWIR 320m-e	ONERA	oui
<i>Spectres de terrain</i>	Spectromètre ASDFieldSpec	ONERA/BRGM	non
<i>Modèle Numérique de Surface</i>	Appareil photo sur perche	IPGP	oui
<i>Humidité des sols</i>	Prélèvement et mesure par séchage	BRGM	non
<i>Texture des sols</i>	Analyse granulométrique	INRA - Arras	oui
<i>Minéralogie des sols</i>	Analyse DRX	BRGM	oui

La nacelle et les caméras sont installées pendant une journée sur chaque terrain (Fig. II.8a), et plusieurs acquisitions d'images hyperspectrales sont effectuées. Néanmoins, en raison des conditions météorologiques défavorables (Table. II.2), seule une image a été récupérée pour les sites d'étude de Gémigny et de Mareau. Pour le site d'étude de Coinces, la couverture nuageuse était continue, avec peu d'éclairement ce qui a conduit à des valeurs faibles de luminance au-delà de 2000 nm, et un bruit important en réflectance dans ce domaine.

Entre chaque acquisition d'image hyperspectrale, des mesures spectrales ont été réalisées à l'aide d'un spectromètre de terrain ASD (ASD FieldSpec, résolution spectrale 1 nm, mesures entre 400 et 2500 nm), avec une optique de 8° correspondant à une surface mesurée au sol de 20 cm de diamètre (hauteur d'acquisition de 140 cm environ). 10 spectres sont enregistrés pour chaque mesure, chacun constitué de 50 acquisitions moyennées. L'étalonnage du spectromètre est effectué toutes les 3 mesures sur un spectralon 99 % en réflectance. La fréquence d'étalonnage dépend des conditions météorologiques (couvert nuageux irrégulier, etc.). Cette donnée a été acquise pour étudier l'impact du changement d'échelle sur les performances de démélange. Après observation des spectres, seules 17 acquisitions sur 98 sont utilisables, en raison des conditions météorologiques changeantes. De ce fait, ces données ne seront pas utilisées dans la thèse.

L'acquisition des photographies pour la réalisation des modèles numériques de surface (MNS) a été réalisée par Aurélien Bablet (IPGP), à l'aide d'une perche de façon à couvrir l'intégralité des sites étudiés. Les données ont été traitées avec l'outil de photogrammétrie MicMac développé par l'IGN (Rupnik *et al.*, 2017), obtenant des MNS avec une résolution de 1,3 mm. Des cartes d'ombrages sont créées à l'aide de QGIS par simulation artificielle d'un éclairage. L'éclairement de la scène est généré avec une source lumineuse positionnée à 45° d'élévation et avec la même direction d'éclairement. Cette donnée est utilisée pour aider visuellement l'interprétation des cartes d'abondances produites.

La mesure de l'humidité des sols est réalisée sur des échantillons prélevés en bordure de chaque zone "sub", de manière à ne pas perturber la scène entre deux acquisitions hyperspectrales. Ceux-ci sont pesés

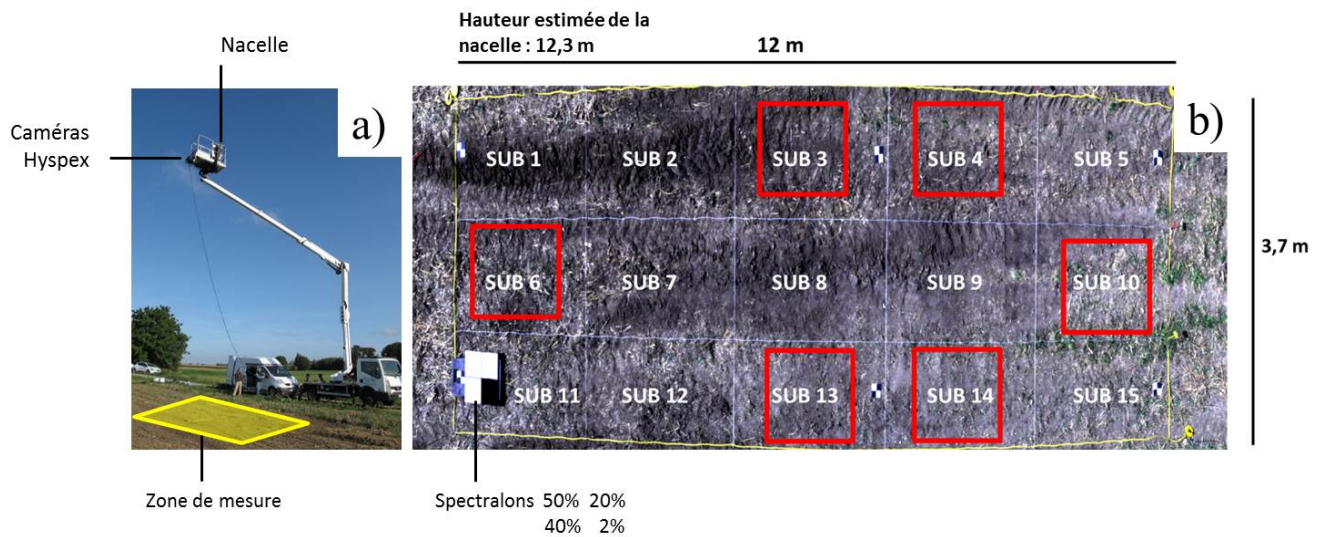


FIGURE II.8 – a) Installation pour l’acquisition d’images hyperspectrales sur nacelle b) Composition colorée de l’image acquise avec la caméra HySpex VNIR pour le site d’étude de Gémigny, avec le maillage des subdivisions pour la zone d’étude.

TABLE II.2 – Caractéristiques des images acquises lors de la campagne utilisées dans le cadre de la thèse.

<i>Site</i>	<i>Heure de prise de vue (locale)</i>	<i>Date</i>	<i>Condition nuageuse</i>	<i>Angle zénithal solaire</i>	<i>Qualité des images</i>
<i>Coinces</i>	15h38	5/09/2017	Voile nuageux uniforme	35.6°	Moyenne (bruit important)
<i>Gémigny</i>	11h20	6/09/2017	Soleil	44.0°	Bonne
<i>Mareau</i>	15h13	7/09/2017	Soleil	38.2°	Bonne

sur le terrain, puis séchés en laboratoire, dans une étuve réglée à 38°C pour une durée de 72 h. La différence entre les deux mesures de masse donne le contenu en eau de l'échantillon. Cette information était nécessaire pour estimer l'impact de l'eau sur le démélange, entre plusieurs acquisitions d'un même site. Dû aux conditions météorologiques, seule une image pour chaque site a été sélectionnée, ce qui ne nous a pas permis de voir l'évolution du contenu en eau pour les zones qui ont été mouillées.

Des prélèvements au centre de chaque zone "sub" sont ensuite analysés en laboratoire afin de caractériser la phase minéralogique des échantillons par DRX, réalisé par Nicolas Maubec (BRGM-LAB/MIN), ainsi que les deux facteurs qui peuvent influencer la signature spectrale des sols : la granulométrie (texture) et la teneur en matière organique des sols (Kariuki *et al.*, 2004). Ces analyses sont réalisées par le laboratoire INRA d'Arras. La détermination de la texture est réalisée au moyen d'une combinaison de tamisage après mise en suspension de l'échantillon pour les fractions granulométriques fines. La fraction en carbone des sols (matière organique et carbonate) est estimée par des analyses chimiques (cf. annexes). Les résultats de ces analyses sont présentés ci-après.

Les échantillons analysés présentent des valeurs de minéralogie similaires pour chaque site d'étude, avec une plage maximum de 10 % pour un même minéral (Table.II.3). Néanmoins, les minéraux argileux (interstratifiés, illite, smectites, kaolinite) représentent pour l'ensemble des sites d'étude environ 30 % de la minéralogie globale des échantillons. Les valeurs d'abondance d'illite et de kaolinite sont similaires dans les sols pour l'ensemble des sites d'étude, comprises entre 1 % et 10 % pour ces minéraux. Par contre, la composition en minéraux interstratifiés et smectite varie. Pour les minéraux non-argileux, les feldspaths potassiques et l'albite sont retrouvées en plus grande quantité (> 10 % et 20 % respectivement) pour le site d'étude de Mareau, au détriment du quartz qui passe de 60 % d'abondance pour Gémigny et Coinces à 30 % pour Mareau.

Par rapport aux analyses DRX obtenues dans le projet AGEOTHYP (Hohmann *et al.*, 2014), on remarque que les différences d'abondance des minéraux argileux sont moins marquées. En effet, pour Gémigny, la smectite est présente dans l'échantillon à 30 % alors qu'elle est très peu présente (0 % et 2 %) pour les sites de Mareau et Coinces. Pour les mesures effectuées dans le cadre de la thèse, ce même minéral argileux est retrouvé avec des abondances comprises entre 13 % et 24 % pour les sites de Coinces et de Gémigny. De même, parmi les minéraux non-argileux, la calcite est présente à 14 % pour le site de Gémigny, mais est absente des échantillons récoltés lors de la campagne. Les mesures de la campagne n'ont pas été réalisées à l'endroit exact des mesures du projet AGEOTHYP ce qui peut expliquer les différences dans la composition minérale.

Les analyses de granulométrie (Table.II.4) présentent des valeurs similaires pour chaque site d'étude. Il y a des différences de 5 % pour la granulométrie entre les trois terrains. Le contenu en argile granulométrique est de 30 % environ pour Coinces et Mareau et de 22 % environ pour Gémigny. Gémigny et Mareau ont une texture composée de 40 % à 50 % de sable au lieu de 20 % pour Coinces. Le contenu en matière organique (MO) est similaire dans l'ensemble des sols échantillonnés. On retrouve des taux faibles de MO, entre 1,3 % et 1,8 %.

En définitive, les sols échantillonnés dans l'étude ont une composition minéralogique similaire, mais des textures différentes. De plus, au sein d'un même site d'étude la variabilité entre les mesures est faible pour toutes les analyses DRX et MO. Cela montre une composition homogène entre chaque site et une faible variabilité des caractéristiques sur chaque terrain observé.

TABLE II.3 – Minéralogie des sols obtenue par diffraction à rayons X. En rouge : données DRX du projet AGEOTHYP. En noir : données DRX acquises dans le cadre de la thèse.

Site / Nom	Interstratifié smectite / Illite (%)	Illite (%)	Smectites (%)	Kaolinite (%)	SiO2 (%)	CaCO3 (%)	Feldspaths K (Sanidine/ Orthose) (%)	Plagioclase (Albite) (%)	Vermiculite/ Amphibole (%)
<i>Coinces</i>									
<i>HPS 54</i>	0	7	2	11	60	0	8	6	6 vermiculite
sub 2	0	3	21	3	59	0	7	6	0
sub 4	0	1	20	3	58	7	5	5	0
sub 6	0	3	18	2	64	0	7	5	0
sub 8	0	4	23	2	58	0	6	5	0
sub 10	0	3	24	2	61	0	5	4	0
<i>Gémigny</i>									
<i>HPS 312</i>	0	4	30	2	48	14	1	2	0
sub 3	0	2	20	4	58	0	10	6	0
sub 4	0	3	18	3	61	0	9	6	0
sub 6	0	4	20	2	59	0	9	6	0
sub 10	0	5	13	5	61	0	9	7	0
sub 13	0	3	14	2	68	0	9	4	0
sub 14	0	4	15	1	66	0	10	4	0
<i>Mareau</i>									
<i>HPS 184</i>	0	15	0	3	39	0	4	31	9 amphibole
sub 3	24	6	0	6	29	0	12	24	0
sub 4	18	10	0	7	31	0	13	18	0
sub 8	17	8	0	5	31	0	16	20	0
sub 15	15	9	0	10	28	0	13	20	0

TABLE II.4 – Granulométrie et contenu en matière organique (MO) des sols étudiés.

<i>Site / Nom</i>	<i>argile (<2µm)</i> (%)	<i>limons fins</i> (2/20 µm) (%)	<i>limons grossiers</i> (20/50 µm) (%)	<i>sables fins</i> (50/200 µm) (%)	<i>sables grossiers</i> (200/2000 µm) (%)	<i>MO (%)</i>
<i>Coinces</i>						
<i>sub 2</i>	31,8	25,7	27,3	5,9	9,3	1,43
<i>sub 4</i>	30,9	25,6	27,3	6,1	10,1	1,4
<i>sub 6</i>	30,4	26,1	26,7	6	10,8	1,32
<i>sub 8</i>	30,3	25,8	26,7	6,3	10,9	1,37
<i>sub 10</i>	31	25,5	26,7	5,6	11,2	1,3
<i>Gémigny</i>						
<i>sub 3</i>	23	15,8	9,9	13,3	38	1,35
<i>sub 4</i>	23,3	16	9,9	12,9	37,9	1,77
<i>sub 6</i>	22,7	15,5	10,4	12,9	38,5	1,67
<i>sub 10</i>	24	15,9	9,6	14,3	36,2	1,58
<i>sub 13</i>	23,9	15,1	10	11,4	39,6	1,42
<i>sub 14</i>	22,9	15,2	9,1	13	39,8	1,3
<i>Mareau</i>						
<i>sub 3</i>	31	18,6	8,3	16,2	25,9	1,46
<i>sub 4</i>	31,1	17,8	8,8	16,5	25,8	1,47
<i>sub 8</i>	30,3	17,8	8,3	16,3	27,3	1,5
<i>sub 15</i>	28,6	16,8	7,7	15,9	31	1,41

II.2.2.2 Traitement des données images

Cette section présente les différents traitements mis en œuvre pour la conversion en réflectance des données hyperspectrales Hypspx acquises pendant la campagne de terrain. Le schéma général de traitement est présenté dans la Fig. II.9.

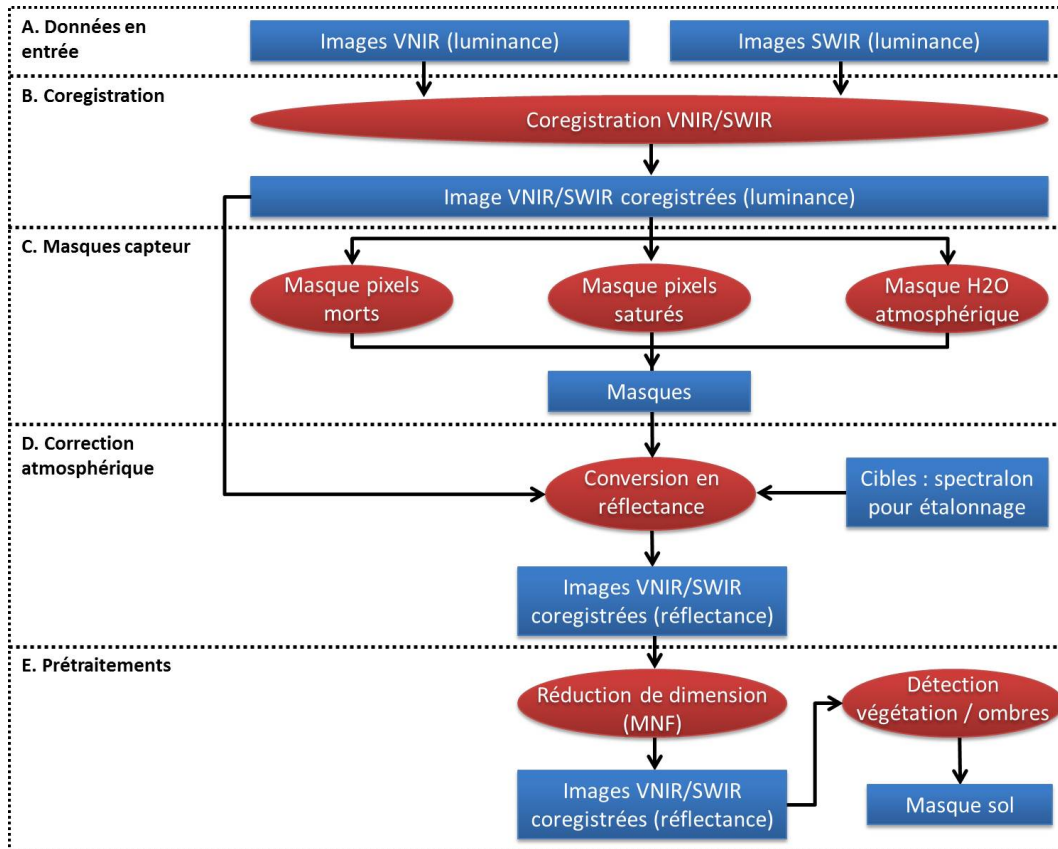


FIGURE II.9 – Chaîne de traitement des images Hypspx pour la campagne de terrain effectuée dans le Loiret de Septembre 2017.

II.2.2.2.1 Coregistration VNIR-SWIR

Les caméras Hypspx étant indépendantes, il est nécessaire de les registrer, pour avoir une continuité spatiale du domaine 400-2500 nm. Trois méthodes de coregistration ont été testées et comparées pour ne retenir que la meilleure solution. L'image dans le domaine SWIR (1000-2500 nm) est prise comme image de référence afin de ne pas modifier la signature spectrale dans ce domaine. Si l'image dans le domaine SWIR est utilisée pour le démélange, l'image VNIR a pour intérêt la création des masques d'ombre et de végétation.

Une première méthode, du logiciel ENVI (Harris Geospatial Solutions), s'appuie sur le processus suivant : (i) sélection manuelle de points d'amer dans l'image, (ii) détection automatique d'autres points d'amer et enfin (ii) déformation et rééchantillonnage de l'image VNIR.

Dans notre cas, une dizaine de points d'amer ont été sélectionnés manuellement dans l'image et 500 points ont été identifiés par l'algorithme de détection automatique Moravec (Harris et Stephens, 1988).

TABLE II.5 – Erreurs de coregistration exprimées en pixel à la résolution SWIR selon les méthodes employées (Statistiques effectuées sur 30 points de contrôle identifiés sur l’image de Gémigny).

Méthode	RMSE _x	RMSE _y	RMSE TOTAL
RST	0,9	2,1	2,3
POLY3	0,8	2,0	2,2
Gefolki	0,8	1,3	1,5

L’erreur quadratique moyenne est calculée sur tous les points pour une déformation par rotation/échelle/homothétie (RST). Tous les pixels avec une erreur quadratique moyenne supérieure à 10 pixels sont supprimés, car ils correspondent à des erreurs de détection. Ensuite plusieurs choix de déformation par grille sont testés :

- RST (simple rotation/échelle/homothétie)
- Polynôme degré 3

Un autre algorithme de coregistration testé est la solution Gefolki, développée au sein de l’ONERA (Plyer *et al.*, 2015; Brigot *et al.*, 2016). Cette méthode de flot optique permet de réaliser la coregistration entre deux images en calculant le vecteur de déplacement d’un pixel analogue entre deux images. La grille de déformation obtenue est créée en fonction de l’ensemble des vecteurs de déplacement trouvés sur l’image.

Les étapes de détection automatique d’amers se basent sur les solutions ENVI et Gefolki avec les bandes 1 (967 nm) de l’image SWIR et la bande 107 (800 nm) de l’image VNIR pour faciliter la reconnaissance automatique des points d’amer. Le rééchantillonnage à la résolution SWIR est réalisée selon la méthode du plus proche voisin.

En comparant 30 points de contrôle sélectionnés aléatoirement sur l’image VNIR coregistrée avec l’image SWIR correspondante, on obtient les erreurs en unité de pixels (résolution SWIR) pour le site de Gémigny données dans la Table. II.5.

L’erreur de recalage obtenue avec Gefolki est la plus faible avec ± 1 pixel d’erreur. L’analyse des images (Fig. II.10), montre que RST recale les deux images avec une erreur quadratique moyenne de 2,3 pixels. Toutefois, certains décalages apparaissent sur une même ligne dus aux mouvements de la nacelle (Fig. II.10a). Gefolki, au contraire, prend mieux en compte les déplacements visibles selon les lignes (Fig. II.10). Cela est probablement dû à une grille de déformation plus précise que celle créée par le polynôme de 3^{ème} degré.

La méthode Gefolki affiche les meilleures performances même si, ponctuellement, des décalages de pixels sont observés (sur les bords et les mires en bas de l’image). Elle sera donc utilisée pour la coregistration de l’ensemble des images.

II.2.2.2.2 Création des masques capteur

Des masques ont été créés afin de s’affranchir des erreurs dues au capteur (pixels morts) et à la dynamique d’enregistrement (zones saturées).

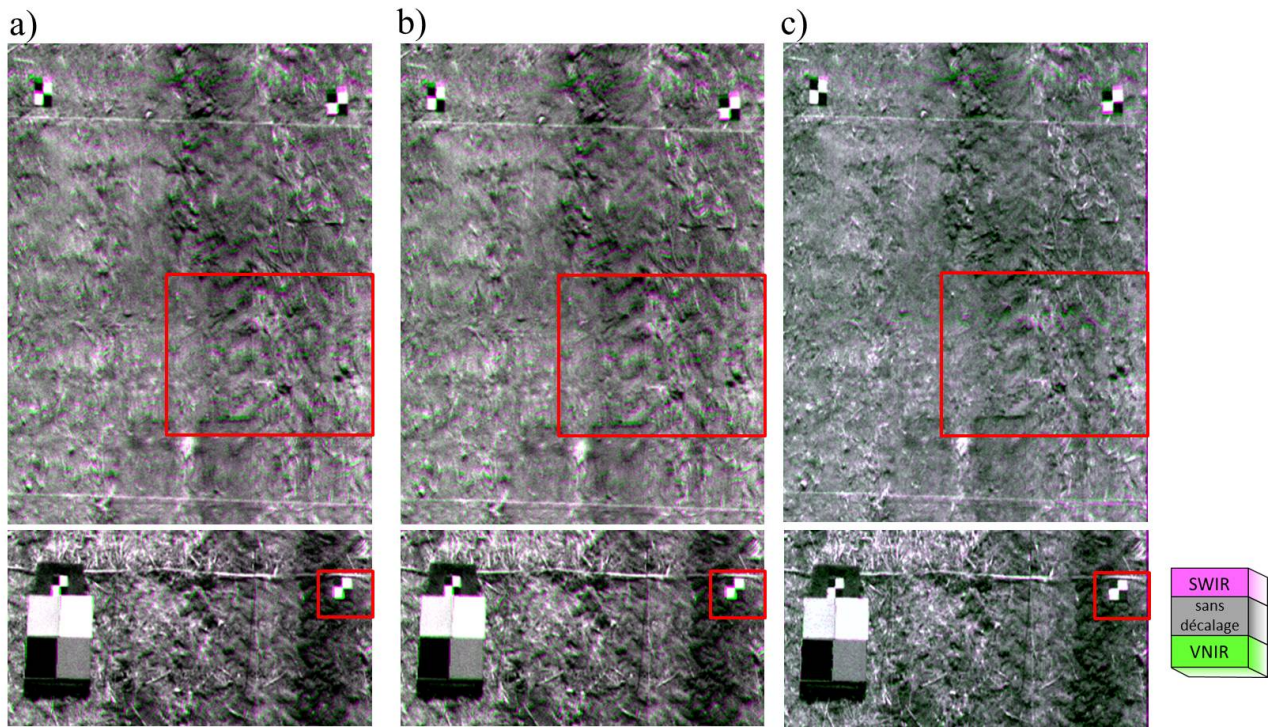


FIGURE II.10 – Composition colorée de zones choisies des images coregistrées VNIR (vert) - SWIR (mauve) pour comparer les trois méthodes de recalage sur le site de Gémigny, a) méthode RST, b) méthode polynôme de degré 3 et c) méthode Gefolki. Le cas idéal est en nuances de gris.

Pour les images SWIR, certaines lignes de l'image à une longueur d'onde donnée ont une valeur supérieure aux pixels voisins présents dans la colonne (barrette du capteur). Ces valeurs peuvent atteindre la saturation (valeur de $2 \text{ mW.m}^{-2}.\text{sr}^{-1}.\text{nm}^{-1}$).

Une zone de la scène homogène est moyennée par le long des colonnes (300 lignes pour 320 colonnes), afin de s'affranchir des hétérogénéités de la scène et du bruit. Un filtre médian est appliqué sur la ligne de moyenne obtenue pour chaque longueur d'onde (Fig. II.11). La différence entre la ligne filtrée et la ligne moyennée permet de détecter les pixels aberrants. Deux tailles de filtres médians sont testés, avec une fenêtre de taille 3 et 5. La première taille de filtre élimine les pixels aberrants uniques, la seconde permet de supprimer deux pixels aberrants contigus. Ce second filtre a été choisi car il donnait les meilleurs résultats. une valeur de seuil est choisi de manière que :

- si $|\bar{\rho} - \bar{\rho}_{median}| \geq 0,02 \text{ mW.m}^{-2}.\text{sr}^{-1}.\text{nm}^{-1}$ alors le pixel est considéré comme aberrant et sera masqué.
- si $|\bar{\rho} - \bar{\rho}_{median}| < 0,02 \text{ mW.m}^{-2}.\text{sr}^{-1}.\text{nm}^{-1}$ alors le pixel ne sera pas masqué.

Après seuillage, pour la caméra SWIR, 41 bandes spectrales sur 256 présentent des anomalies avec un total de 43 pixels sur les 320 du capteur. Ces pixels sont masqués dans la suite de l'étude. Les pixels ayant une valeur de luminance égale ou supérieure à $2 \text{ mW.m}^{-2}.\text{sr}^{-1}.\text{nm}^{-1}$ sont considérés comme saturés et masqués. Cette détection a été appliquée sur toutes les longueurs d'onde.

Les domaines spectraux correspondant aux bandes d'absorption de l'atmosphère sont aussi supprimés

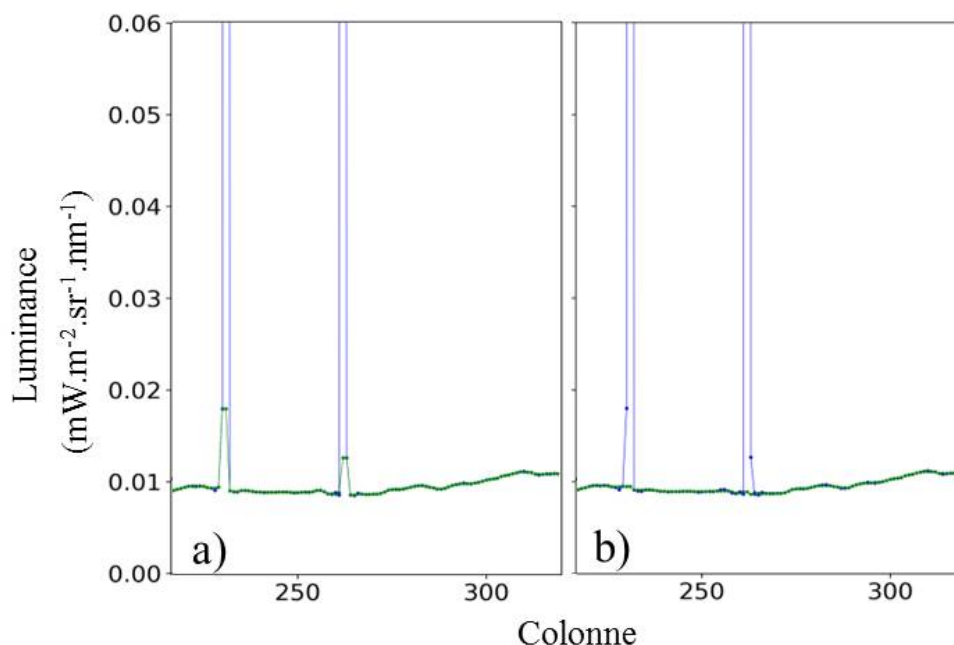


FIGURE II.11 – Détection de pixels aberrants sur l’image de Gémigny pour la bande 1770,3 nm : a) luminance moyennée par colonne (bleu) et filtre médian de taille 3 (vert); b) luminance moyennée par colonne (bleu) et filtre médian de taille 5 (vert).

lors de cette étape. Ces domaines spectraux sont ceux définis par Gomez *et al.* (2015) : 747 nm – 766 nm (absorption de l’O₂); entre 905 nm – 1019nm, 1094 nm – 1176 nm, 1339 nm – 1465 nm et 1773 nm – 2005 nm (absorption de H₂O). 306 sur 416 bandes sont ainsi conservées pour notre étude.

II.2.2.2.3 Conversion luminance - réflectance

L’étalonnage des données de luminance en réflectance est effectué en utilisant l’Empirical Line Method (ELM). Cette méthode repose sur l’utilisation de cibles de réflectance connue (Smith et Milton, 1999; Karpouzli et Malthus, 2003).

Dans ce but, des panneaux de réflectance connue (spectralon à 2 %, 20 %, 40 %, 50 %) sont placés sur la scène. Les luminances des pixels associés à chaque spectralon sont moyennées. Une régression linéaire est ensuite appliquée entre ces luminances moyennes et les réflectances correspondantes. A partir de cette loi, tous les pixels de l’image de luminance sont convertis en réflectance de surface (Fig. II.12).

II.2.2.2.4 Débruitage

Afin de réduire le bruit résiduel des images de réflectance, une réduction de bruit par la méthode Minimum Noise Fraction (MNF) est réalisée (Green *et al.*, 1988). Cette transformation est souvent utilisée pour le débruitage de données hyperspectrales aéroportées (Chabrilat *et al.*, 2002; Kruse *et al.*, 2003; Rogge *et al.*, 2007; Bedini *et al.*, 2009). Les 20 valeurs propres les plus importantes sont conservées pour la caméra VNIR et 26 pour la caméra SWIR (Fig. II.13). La MNF inverse est ensuite appliquée sur cette base réduite de valeurs propres afin de retrouver le signal en réflectance pour chaque longueur d’onde.

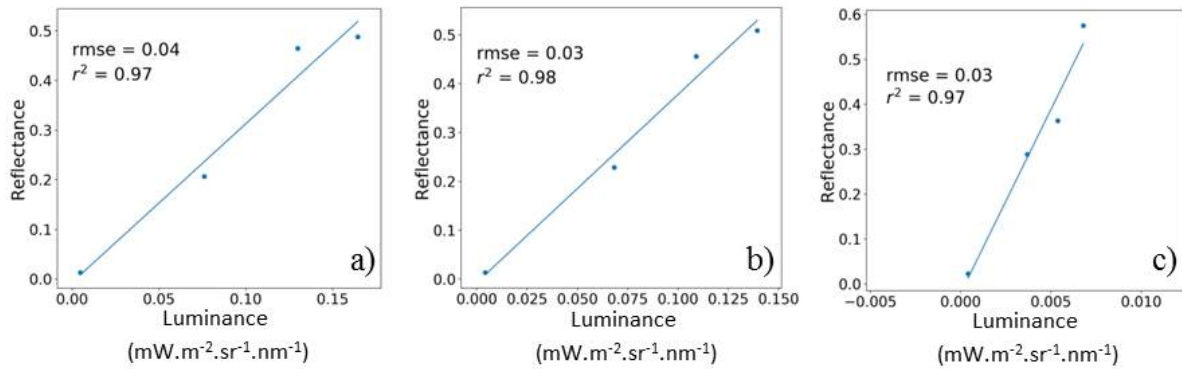


FIGURE II.12 – Correction par la méthode "Empirical Line Method" appliquée à l'image de Gémigny pour les longueurs d'onde a) du Bleu (472,2 nm), b) du Rouge (701,6 nm) et c) pour l'absorption Al-OH (2198,9 nm) pour l'image de Gémigny.

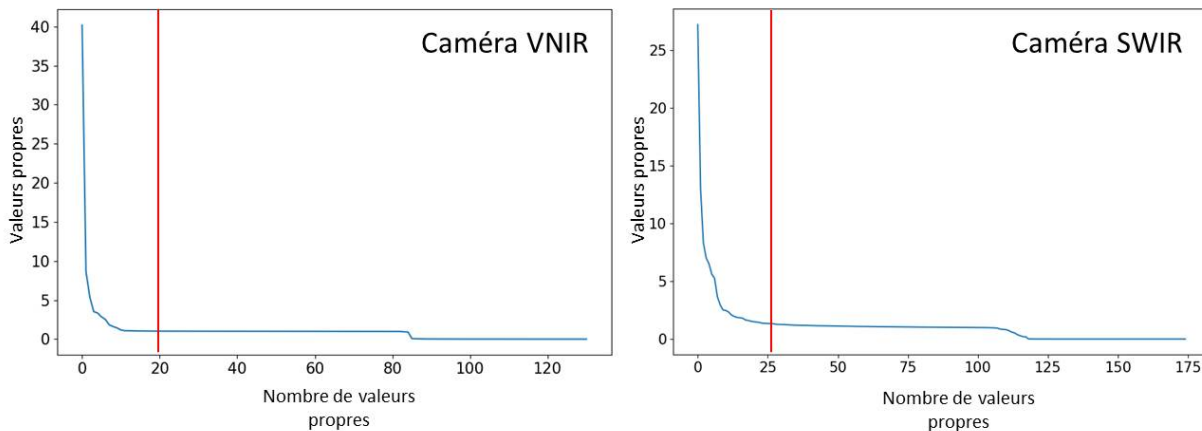


FIGURE II.13 – Valeurs propres du MNF des images hyperspectrales VNIR et SWIR de Gémigny (en rouge, le nombre de bande retenu pour débruitage : 20 pour la caméra VNIR et 26 pour la caméra SWIR).

II.2.2.5 Création de masques pour l'extraction du sol nu

Les 3 scènes analysées comportent de la végétation résiduelle et des zones d'ombre qu'il convient d'éliminer pour ne conserver que les zones de sol nu.

L'indice de Nagao (Nagao *et al.*, 1979) est un des algorithmes les plus simples pour détecter les ombres. De plus, il permet d'obtenir de bons résultats avec peu de données en entrée (Adeline *et al.*, 2013). Tout d'abord, une image d'intensité est générée (Eq. II.6). En supposant que l'histogramme de l'image est bimodal, le premier mode correspond aux plus faibles niveaux d'intensité, attribué aux zones d'ombres, et le second aux zones non-ombrées de l'image.

$$I = \frac{2 \times (\rho_{1000} + \rho_{650}) + \rho_{475} + \rho_{550}}{6} \quad (\text{II.6})$$

L'analyse sur nos images montre que l'histogramme n'est pas bimodal (Fig. II.14), la méthode de Nagao n'est donc pas applicable. Cette méthode est habituellement appliquée sur des images à haute résolution

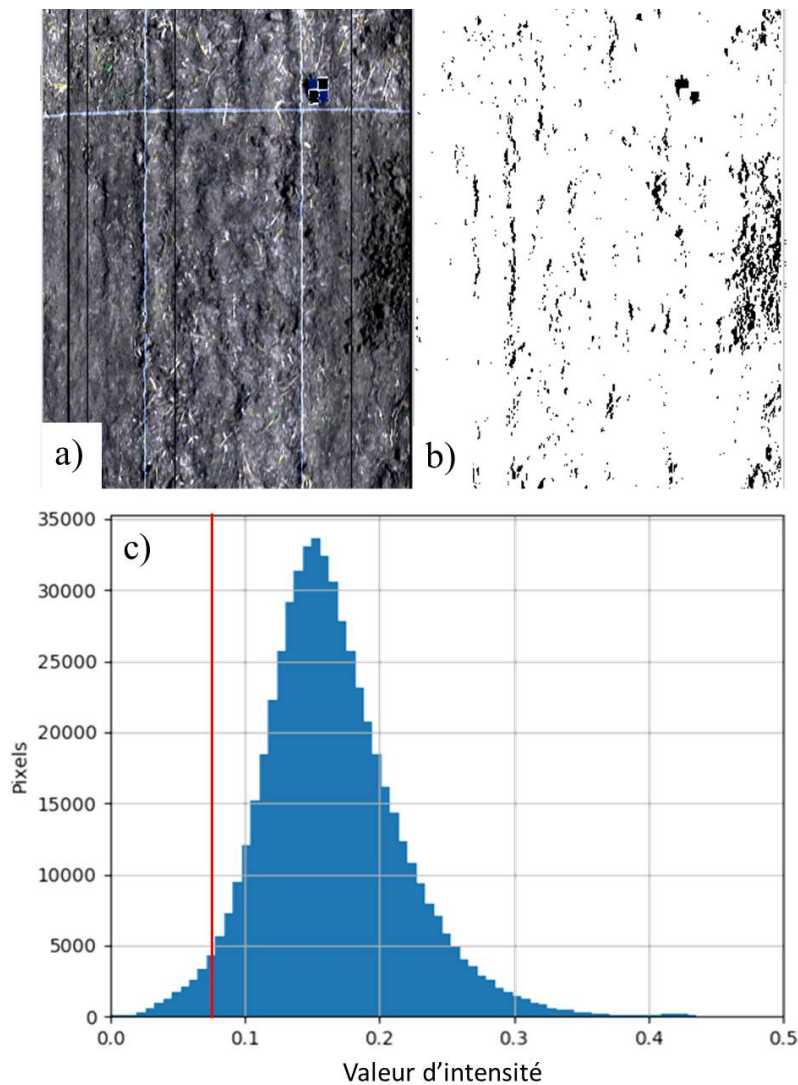


FIGURE II.14 – Masquage des ombres sur un extrait de l’image de Mareau aux prés : a) composition colorée RVB de l’image, b) masque d’ombre et c) histogramme des valeurs d’intensité de l’image.

spatiale, avec des ombres portées. Or, dans notre cas, avec une résolution spatiale plus élevée, il existe en plus des ombres propres (celles présentes sur les objets eux-mêmes) d’intensité variable entre zones éclairées et portées plus sombres. Un seuil empirique a alors été fixé visuellement à 0,075 en comparant l’image de composition colorée RVB (rouge-vert-bleu) avec l’image d’intensité pour chaque site d’étude.

Erudel *et al.* (2017) ont comparé un grand nombre d’indices de végétation existants dans la littérature. À partir de ces travaux, deux indices ont été retenus pour détecter la présence de végétation verte et de matière organique :

- Le NDVI, pour détecter la végétation photosynthétique (Rouse et al, 1973) :

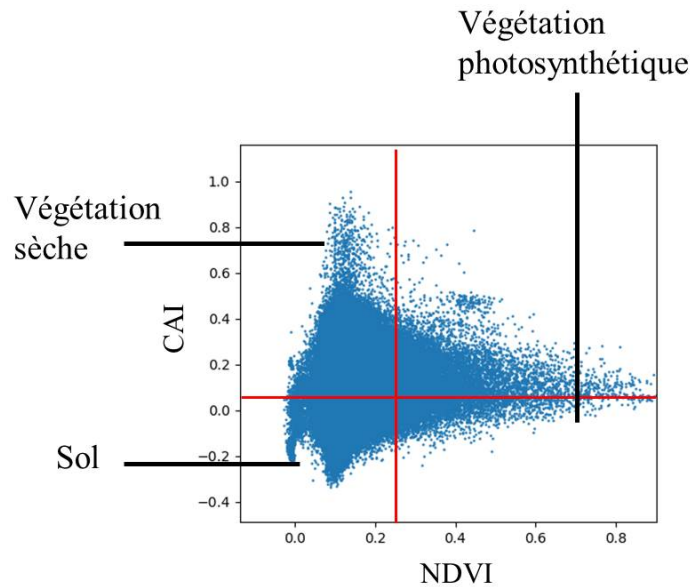


FIGURE II.15 – a) Représentation des valeurs de NDVI et de CAI pour l’ensemble des pixels de l’image de Mareau aux près, avec en rouge, les valeurs de seuils choisis.

$$NDVI = \frac{\rho_{810} - \rho_{680}}{\rho_{810} + \rho_{680}} \quad (II.7)$$

- Le CAI, pour détecter la matière organique sèche :

$$CAI = (0,5 \times (\rho_{2000} - \rho_{2100}) - \rho_{475}) \times 10 \quad (II.8)$$

En combinant ces deux indices, (Fig. II.15), le gradient de mélange dans l’image entre les sols nus, la végétation sèche et la végétation photosynthétique est mis en avant (Guerschman *et al.*, 2009). Les seuils sont établis de manière visuelle. Les seuils retenus sont les suivants :

- Si le $NDVI \geq 0,25$ le pixel contient de la végétation verte, il est masqué.
- Si le $CAI \geq 0,03$ le pixel contient de la végétation sèche, il est masqué.

Ainsi les pixels de sols nus sélectionnés : $NDVI < 0,25$ et $CAI < 0,03$

II.3 Présentation de la chaîne méthodologique

Deux stratégies ont été développées selon que les données aient été acquises en laboratoire ou sur le terrain. A l'échelle du laboratoire, des prétraitements spectraux sont utilisés pour transformer les spectres de réflectance (Fig. II.16), puis des algorithmes de démixage linéaires et non-linéaires sont utilisés à partir de bibliothèques spectrales pour créer des cartes d'abondances de minéraux et enfin, l'évaluation des performances d'estimation des abondances des minéraux est réalisée à partir de critères d'évaluation. A l'échelle du terrain, une étape supplémentaire est nécessaire puisqu'on ne travaille plus avec des mélanges contrôlés et qu'on ne connaît pas le nombre et l'influence de chaque composant dans les sols. Ainsi une étape pour identifier les pôles de mélange est nécessaire au préalable.

Les méthodes employées sont décrites dans cette section : (i) les prétraitements spectraux sont présentés dans la partie II.3.1. (ii) les bibliothèques spectrales et les méthodes de détection des pôles purs sont présentées en II.3.2. (iii) les méthodes de démixage sont décrites dans II.3.3 et (iv) les critères d'évaluation de l'estimation des abondances sont présentés dans II.3.4.

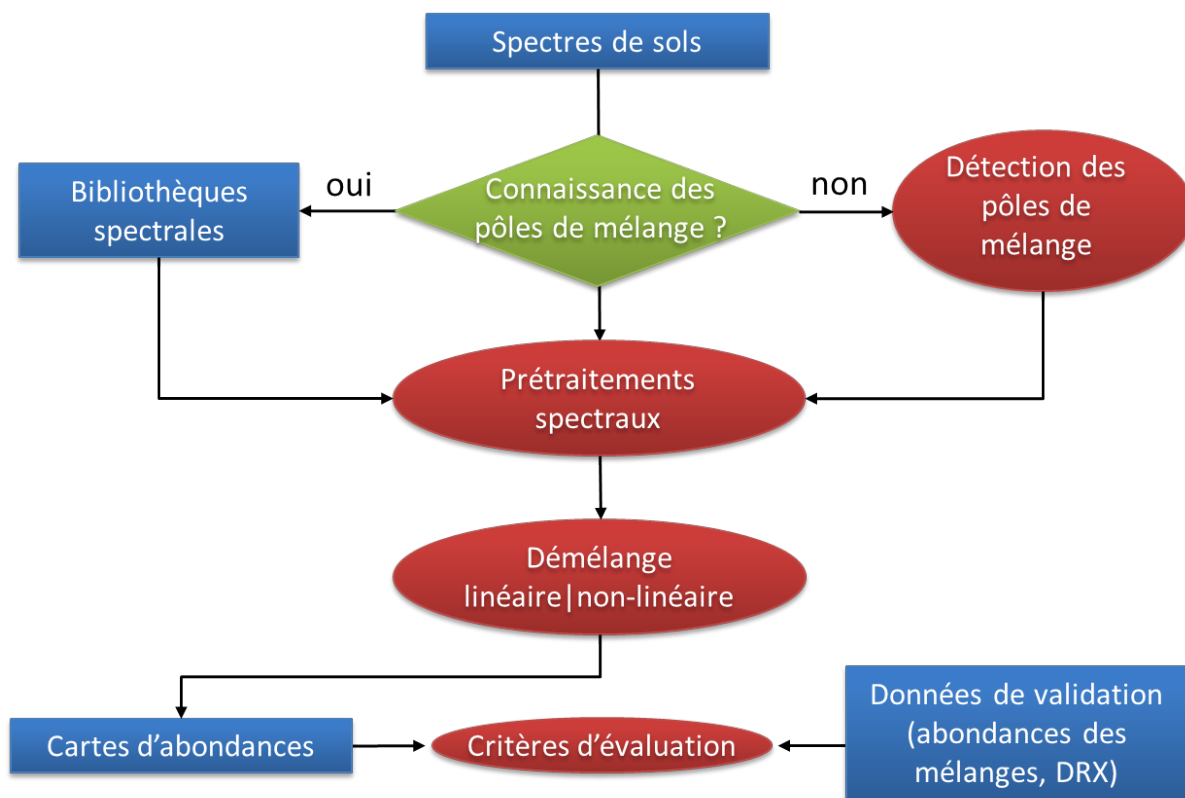


FIGURE II.16 – Synoptique décrivant la méthode d'estimation des abondances d'argiles. En rouge : méthodes employées, en bleu : données d'entrée, en vert : hypothèse a priori.

II.3.1 Prétraitements spectraux

Plusieurs auteurs ont décrit l'intérêt des prétraitements spectraux appliqués à l'imagerie hyperspectrale. En effet, les prétraitements spectraux ont pour but de mieux mettre en évidence les faibles bandes d'absorption et de supprimer certains effets non-linéaires d'éclairement afin d'obtenir une meilleure discrimination des minéraux (Asadzadeh et de Souza Filho, 2016; Peng *et al.*, 2014; Rinnan *et al.*, 2009; Rivard *et al.*, 2008; Debba *et al.*, 2006). Ceux-ci ont parfois été couplés avec des méthodes de démixage et ont permis d'améliorer les résultats d'estimation des abondances, mais leur utilisation reste rare (Hedley *et al.*, 2004; Zhang *et al.*, 2004; Rivard *et al.*, 2008). Les auteurs soulignent que les performances de ces méthodes sont dépendantes de l'application visée.

TABLE II.6 – Prétraitements spectraux et leurs équations, avec la réflectance à la longueur d'onde λ : ρ_λ , la moyenne du spectre de réflectance : $\bar{\rho}$, la fonction-mère : ψ , l'échelle de l'ondelette : S , le cosinus de l'angle zénithal incident : μ_0 , le cosinus de l'angle zénithal d'observation : μ , la demie largeur de lissage : m , le spectre lissé : $\bar{\rho}_j$, le point situé au milieu de la fenêtre de lissage : ρ_j , le coefficient du i ème point du filtre de la dérivée d'ordre q : P_i^q , l'absorptivité des composants dans l'échantillon : ε_λ , la distance parcourue dans le milieu par la lumière : l , la concentration du composant : c .

Prétraitement	Equation	Référence
Standard Normal Variate (SNV)	$\rho_{\lambda'} = \frac{(\rho_\lambda - \bar{\rho})}{\sqrt{\frac{\sum(\rho_\lambda - \bar{\rho})^2}{n-1}}}$	(Barnes et al., 1989)
Continuum Removal (CR)	$\rho_{\lambda'} = \rho_\lambda / \text{Continuum}_\lambda$	(Clark and Roush, 1984)
Continuous Wavelet Transform (CWT)	$\rho_{\lambda'} = \sum_{\lambda'=0}^{N-1} \rho_{\lambda'} \psi \left[\frac{(\lambda' - \lambda) \delta t}{S} \right]$	(Rivard et al., 2008)
Hapke Model	$\rho_{\lambda'} = 1 - \left(\frac{\sqrt{(\mu_0 + \mu)^2 \rho_\lambda^2 + (1 + 4\mu\mu_0\rho_\lambda)(1 - \rho_\lambda)} - (\mu_0 + \mu)\rho_\lambda}{(1 + 4\mu\mu_0\rho_\lambda)} \right)^2$	(Heylen et al., 2014)
First Savitzky-Golay Derivative (1 st SGD)	$\rho_{\lambda'} = \frac{d^q \bar{\rho}_j}{d\lambda^q} = \sum_{i=-m}^m P_i^{(q)} \rho_{j+i}$	(Tsai and Philpot, 1998)
Log(1/R)	$\rho_{\lambda'} = \log(1/\rho_\lambda) \cong \varepsilon_\lambda \cdot l \cdot c$	(Rinnan et al., 2009)

Dans notre cas, le choix des prétraitements est guidé par les deux critères suivants : (i) s'ils ont déjà été testés auparavant pour une application de démixage, ou (ii) s'ils sont couramment utilisés par la

communauté travaillant sur l'étude des sols. Les prétraitements spectraux sélectionnés sont présentés dans la Table.II.6. On trouve :

- la normalisation Standard Normal Variate (SNV) correspond à une transformation centrée réduite du spectre (Esquerre *et al.*, 2012; Rinnan *et al.*, 2009). Il consiste en l'application d'une translation et d'une homothétie du spectre à l'aide de sa moyenne et de son écart-type (Barnes *et al.*, 1989).
- la transformation Continuum Removal (CR) définie par Clark et Roush (1984); consiste à supprimer le continuum pour normaliser le spectre de réflectance. L'enveloppe a été créée en sélectionnant les coordonnées des maxima locaux du spectre (algorithme `scipy.spatial.ConvexHull`, Python), qui sont reliés par interpolation linéaire.
- la méthode Continuous Wavelet Transform (CWT) décompose le signal en une somme d'ondelettes basées sur une même fonction mère (ψ), mise à l'échelle et décalée. La fonction mère choisie est la dérivée seconde d'une fonction gaussienne (DOG ou "Chapeau Mexicain"). Le signal est décomposé en dix échelles depuis le spectre original. La première échelle (correspondant au bruit) ainsi que les échelles supérieures à 5 (variations globales du spectre-continuum) sont supprimées (Feng *et al.*, 2017). L'étude portera sur le spectre issu de la somme des échelles restantes allant de 2 à 5.
- le modèle d'Hapke (Hapke, 1981) simule l'interaction physique d'un rayon lumineux avec un mélange composé de particules sphériques pour estimer l'albedo de simple diffusion (W) à partir de la réflectance. W correspond à la fraction des photons diffusée par une particule, divisée par la fraction totale des photons affectée par cette particule (dû à l'absorption ou à la diffusion). Cette version d'Hapke considère que le milieu est un mélange isotropique avec la même granulométrie pour tous les composants.
- La dérivée première (1st SGD) est calculée avec la méthode de Savitzky–Golay (Savitzky et Golay, 1964; Tsai et Philpot, 1998). Elle est effectuée avec un ajustement polynomial de second ordre sur une fenêtre de taille de 7 bandes spectrales. Les dérivées d'ordre supérieures ne sont pas retenues car elles n'améliorent pas les performances dans le cas de démixage (Hedley *et al.*, 2004).
- La transformation en pseudo-absorbance ($\text{Log}(1/R)$) s'appuie sur la corrélation entre les bandes d'absorption spectrales et la concentration de composés, en se basant sur la loi de Beer Lambert (Esquerre *et al.*, 2012).

La transformation $\text{Log}(1/R)$, le modèle Hapke et le SNV préservent le continuum. A l'inverse, le CR, le 1st SGD et le CWT suppriment l'information de continuum du spectre (cf. section I.5).

II.3.2 Choix des pôles de mélange

Si tous les minéraux présents sont connus, on peut utiliser des bibliothèques spectrales existantes de manière à enlever la contrainte de la sélection des pôles de mélange. Par exemple, depuis 1993, (Clark *et al.*, 1993), l'United States Geological Survey (USGS), met à disposition une bibliothèque spectrale qui contient aujourd'hui plus de 1270 spectres de minéraux dans la version 7 (Kokaly *et al.*, 2017). Une base de données commune de spectres de sols à l'échelle mondiale a été mise en place récemment (Viscarra Rossel *et al.*, 2016), mais contient peu d'information sur la minéralogie des échantillons analysés.

Il existe également des techniques de recherche des pôles de mélange (PM) qui ne nécessitent pas l'utilisation de bibliothèques spectrales et qui ont fait l'objet de revues (Plaza *et al.*, 2004; Bioucas-Dias *et al.*, 2012; Ma *et al.*, 2014) se basant sur des hypothèses différentes. On peut les classer en 2 familles :

La première famille d’algorithmes suppose qu’il y ait au moins un pixel pur dans l’image correspondant à chaque matériau. Ces algorithmes sont couramment utilisés en télédétection, pour l’étude de matériaux à l’échelle macroscopique car la condition de présence d’un pixel du matériau pur est souvent remplie. Plusieurs algorithmes existent utilisant différentes méthodes de détection de ces pixels purs : successive volume maximization (SVMAX, Chan *et al.* (2011)), ou le successive N-FINDR (SC-N-FINDR, Wu *et al.* (2008)). L’algorithme Vertex Component Analysis (VCA ; décrit par Nascimento et Dias (2005)) est très utilisé dans la littérature à cause de sa robustesse. Il est souvent utilisé pour initialiser les méthodes correspondant à la deuxième famille d’algorithmes.

La seconde famille d’algorithmes cherche les spectres des pôles de mélange sans supposer l’hypothèse d’existence de pixels purs. Au sein de ces méthodes, plusieurs catégories existent :

(i) les algorithmes utilisant l’enveloppe convexe du nuage de points. Ces méthodes, pour n’en citer que quelques-unes : le Minimum Volume Constrained Non-negative Matrix Factorization (MVC-NMF ; Miao et Qi (2007)), le Simplex Identification via Split Augmented Lagrangian (SISAL ; Bioucas-Dias (2009)) et Minimum Volume (Craig, 1994), déterminent le simplexe de taille minimale contenant tous les points, en supposant que le nombre de PM est connu dans le mélange. Néanmoins, ces méthodes sont limitées car elles se basent sur l’hypothèse que les facettes du simplexe sont connues (Fig. II.17b).

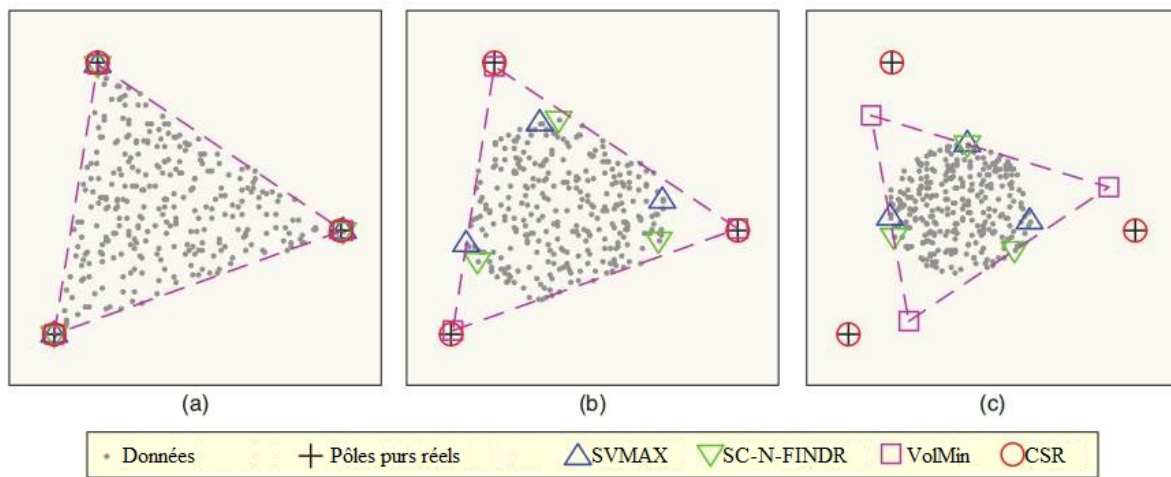


FIGURE II.17 – Détection des pôles de mélange avec les algorithmes SVMAX, SC-N-FINDR, VolMin et CSR dans le cas de plusieurs types de mélanges : a) mélanges avec les pôles purs, b) mélanges comprenant des mélanges binaires avec facettes du simplexe de mélange et c) mélanges sans pôles purs ni facettes du simplexe de mélange (Ma *et al.*, 2014).

(ii) Les algorithmes statistiques bayésiens identifient les pôles de mélange présents dans les cas de mélange important, avec peu de variabilité dans les abondances, en l’absence de pixels purs et de facettes, (Fig. II.17c). Elles ont la capacité de modéliser la variabilité afin de considérer le démixage comme un problème d’inférence statistique (Bioucas-Dias *et al.*, 2012).

(iii) Les algorithmes appelés « Sparse Regression », comme l’algorithme constrained sparse regression (CSR, Bioucas-Dias et Figueiredo (2010)) sont des méthodes semi-supervisées, basées sur des bibliothèques spectrales, comme la librairie spectrale USGS, (Kokaly *et al.*, 2017). Le problème devient un problème de régularisation et consiste à réduire la bibliothèque spectrale, de façon à minimiser le nombre de PM pour chaque pixel.

Du fait de la nature intime des mélanges étudiés, l’hypothèse de pureté des pixels est généralement non vérifiée, les algorithmes d’extraction des PM de la première famille ne seront donc pas retenus. De plus, l’objectif de la thèse étant de définir une méthode rapide pour quantifier les minéraux argileux dans les sols, les méthodes bayésiennes ne sont pas évaluées ici car elles sont gourmandes en temps de calcul. Enfin, les méthodes de "Sparse Regression", ne seront également pas retenues car elles restent supervisées, par l’utilisation de bibliothèques spectrales et complexes à utiliser. Pour conclure, seules les méthodes basées sur la géométrie du simplexe sont évaluées : MVC-NMF et SISAL. MVC-NMF, à la différence de SISAL, possède une contrainte de non-négativité des spectres de PM.

II.3.3 Méthodes de démixage

Quatre algorithmes de démixage linéaires et non-linéaires ont été utilisés pour estimer les abondances de minéraux argileux sur nos données (Table II.7).

Deux méthodes de démixage linéaires sont choisies : FCLS et MESMA. FCLS est souvent utilisé comme référence lors de la comparaison avec d’autres méthodes de démixage. Il a des contraintes de non-négativité (abondances doivent être égales ou supérieures à 0) et la somme des abondances de chaque PM est égale à un (Heinz et Chang, 2001). Le code python pysptools a été utilisé. La seconde méthode linéaire de démixage, MESMA, a été choisie parce qu’elle prend en compte la variabilité intraclasse de chaque pôle de mélange en utilisant une grande bibliothèque de spectres pour chaque PM (Bedini *et al.*, 2009; Carvalho et Guimarães, 2001; Roberts *et al.*, 1998). Nous avons codé notre propre version de MESMA, car la version distribuée au sein de l’outil ViperTools prend en compte de manière automatique un PM correspondant aux ombres, ce qui faussait la comparaison avec les autres algorithmes de démixage. Une bibliothèque spectrale a été construite pour chaque minéral, comprenant chacune 6 spectres de façon à prendre en compte la variabilité du minéral, à partir de l’image de laboratoire correspondante (spectre moyen, spectre moyen \pm écart-type, spectre moyen ± 3 *écart-type et spectre médian.

Deux méthodes de démixage non-linéaires sont choisies : GBM et MLM. La méthode GBM (Halimi *et al.*, 2011), de la famille des modèles bilinéaires, modélise les effets non linéaires, en utilisant un paramètre additionnel γ_{ij} . Ainsi, pour une valeur nulle de γ_{ij} , le modèle devient linéaire. Ce modèle est toutefois limité car il ne prend pas en compte les interactions sur un même pôle de mélange (rencontre du photon avec deux particules de même composition). La méthode "multilinear model" (MLM), lève cette limitation (Heylen et Scheunders, 2016; Wei *et al.*, 2017). Le paramètre P représente la probabilité d’un rayon lumineux de subir une autre interaction. Quand la valeur de P est nulle, le modèle est linéaire. Les codes du GBM et du MLM d’Heylen et Gader (2014) ont été utilisés.

TABLE II.7 – Méthodes de démixtion choisies et leurs équations. Réflectance : ρ , population des pôles de mélange : p , abondance du PM "i" : f_i , pôle de mélange : ρ_i , terme résiduel : ε , critère pour choix de la meilleure combinaison : $RMSE$, paramètre additionnel : γ_{ij} , albédo du matériel i : w_{ij} , probabilité pour un rayon lumineux d'être diffusé/réfléchi : P .

Méthode de démixtion	Equation	Référence
Fully Constraint Least Square (FCLS)	$\rho = \sum_{i=1}^p (f_i \rho_i) \text{ with } 0 \leq f_i \leq 1 \text{ et } \sum_{i=1}^p (f_i) = 1$	(Heinz and Chang, 2001)
Multiple Endmember Spectral Analysis (MESMA)	$\rho = \sum_{i=1}^p (f_i \rho_i) + \varepsilon \text{ with } 0 \leq f_i \leq 1 \text{ et } \sum_{i=1}^p (f_i) = 1$ et $RMSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^p (\varepsilon)^2}{p} \right)^{1/2}$	(Roberts et al., 1998)
Generalized Bilinear Model (GBM)	$\rho = \sum_{i=1}^p (f_i \rho_i) + \sum_{i=1}^{p-1} \sum_{j=i+1}^p (\gamma_{ij} f_i f_j \rho_i \odot \rho_j)$	(Halimi et al., 2011)
Multilinear Model (MLM)	$\rho = \frac{(1 - P) \sum_{i=1}^p f_i w_i}{1 - P \sum_{i=1}^p f_i w_i}$	(Heylen and Scheunders, 2016)

II.3.4 Critères d'évaluation

II.3.4.1 Critères d'estimation des abondances

Les performances des couples de prétraitements spectraux et modèles de démélange sont évaluées à l'aide de plusieurs critères, appliqués sur les abondances, exprimés en % massique :

- Le biais moyen (MB) évalue l'erreur moyenne pour toutes les abondances f_n pour n valeurs de N pixels considérés, avec \hat{f}_n les valeurs de validation des abondances.

$$MB = \frac{1}{N} \left(\sum_{n=1}^N (f_n - \hat{f}_n) \right) \quad (\text{II.9})$$

- L'écart-type autour du biais (STDB) exprime la variabilité autour du biais moyen.

$$STDB = \sqrt{\frac{1}{N-1} \left(\sum_{n=1}^N ((f_n - \hat{f}_n) - MB)^2 \right)} \quad (\text{II.10})$$

- L'erreur quadratique moyenne (RMSE) est calculée entre les valeurs réelles et les abondances estimées pour les N pixels considérés. Cet indicateur quantifie l'erreur totale du démélange.

$$RMSE = \sqrt{MB^2 + STDB^2} \quad (\text{II.11})$$

II.3.4.2 Critères de similarité de spectres

Les indices de similarité SAM (Kruse *et al.*, 1993) et RMSE permettent de comparer des spectres entre eux. Le SAM mesure l'angle entre deux vecteurs spectraux qui ont la même origine. Les valeurs sont calculées pour M longueurs d'ondes λ entre le spectre mesuré ρ et le spectre de référence ρ' .

$$SAM = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{\lambda=1}^M \rho_{\lambda} \rho'_{\lambda}}{(\sum_{\lambda=1}^M \rho_{\lambda}^2)^{1/2} (\sum_{\lambda=1}^M \rho'_{\lambda}^2)^{1/2}} \right) \quad (\text{II.12})$$

Le $RMSE_{\text{spectral}}$ correspond à l'erreur quadratique moyenne entre deux spectres de réflectance.

$$RMSE_{\text{spectral}} = \sqrt{\frac{\sum_{\lambda=1}^M (\rho_{\lambda} - \rho'_{\lambda})^2}{M}} \quad (\text{II.13})$$

La principale différence du SAM par rapport au RMSE est que ce dernier est dépendant de la différence de niveau de réflectance spectral entre les deux spectres, alors que le SAM n'est sensible qu'aux changements de forme du spectre.

II.4 Synthèse

Plusieurs bases de données hyperspectrales ont été acquises au cours de cette thèse : la première en laboratoire, avec des mélanges de minéraux et la seconde sur le terrain, sur 3 sites d'études. Des prétraitements ont été réalisés afin de convertir les mesures en réflectance, et enfin des masques sont créés pour détecter et supprimer les artefacts dus aux caméras et la présence d'ombre et de végétation.

Ce chapitre a présenté la chaîne de traitement développée pour les images de réflectance issues des bases de données spectrales acquises en laboratoire et sur le terrain. Les données spectrales produites seront utilisées en entrée des méthodes de démélange, avec ou sans prétraitement spectral. Les cartes d'abondances estimées seront évaluées pour l'estimation des abondances des argiles minéralogiques.

Chapitre III

Quantification des argiles minéralogiques en laboratoire

III.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est d'évaluer, dans un premier temps, sur des mélanges connus d'argiles minéralogiques, les performances de plusieurs méthodes de démélange linéaires et non-linéaires, pour l'estimation de chaque type d'argile et plus particulièrement de celle de la montmorillonite. Dans un second temps, l'impact de la présence d'autres minéraux non-argileux (quartz et calcite) est analysé. Les résultats présentés ici ont fait l'objet d'une publication en cours d'évaluation (Ducasse et al., 2018). Le protocole choisi est présenté dans la Fig. III.1. Les résultats obtenus par démélange sur des données synthétiques de type patchwork sont présentés en III.2 et ceux obtenus sur les mélanges minéraux intimes sont présentés en III.3. Les cartes d'abondances obtenues sont évaluées à l'aide des critères d'évaluation (RMSE, MB, STDB) présentés dans la sous-section II.3.4. Enfin, les résultats seront analysés dans la section III.4.

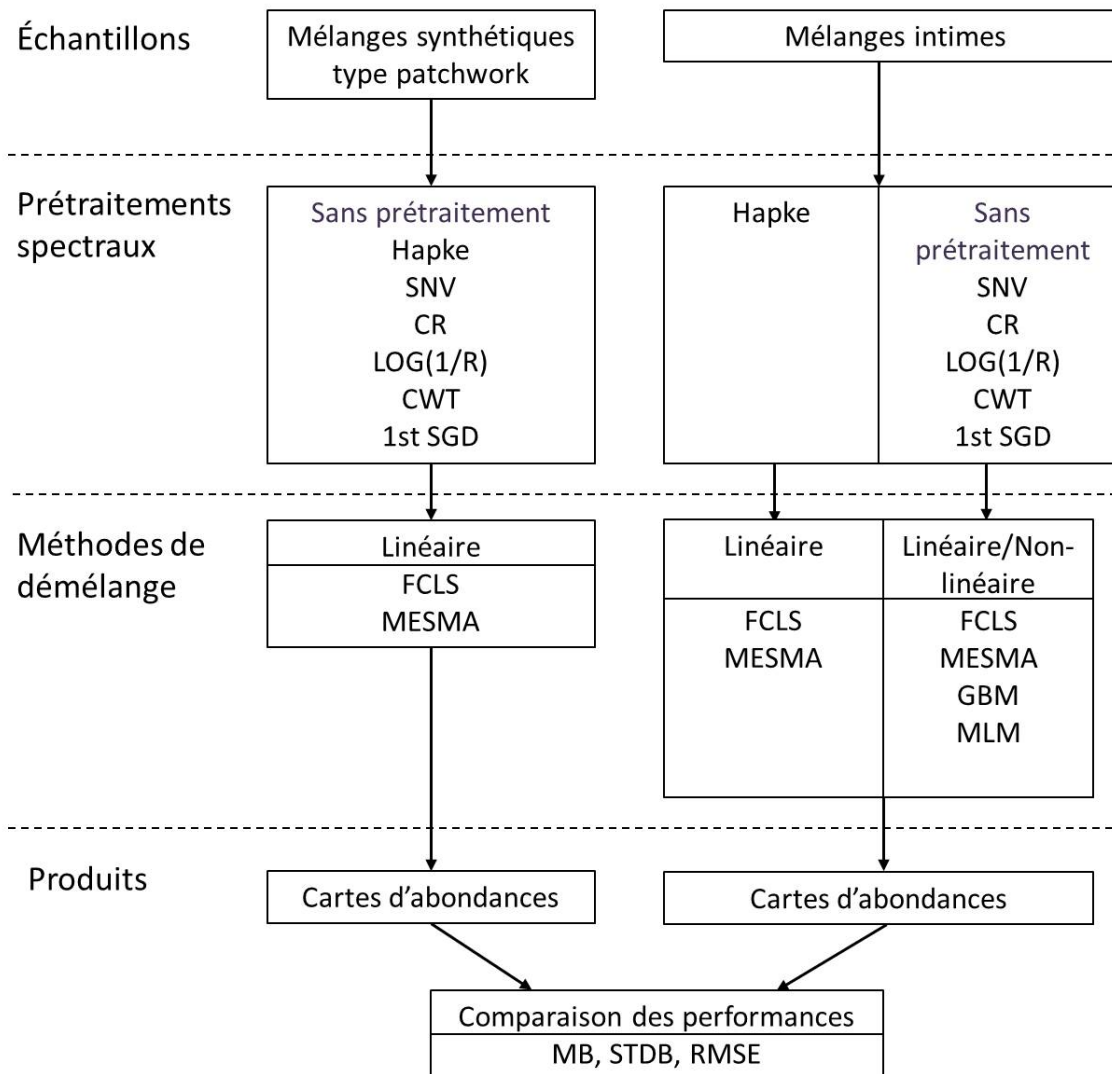


FIGURE III.1 – Chaîne méthodologique pour l'estimation de l'abondance des mélanges minéraux.

III.2 Démélange linéaire sur les mélanges de type "patchwork"

III.2.1 Mélanges binaires d'argiles minéralogiques

Les spectres en réflectance et avec prétraitements spectraux des mélanges patchwork illite - montmorillonite (IM) et montmorillonite - kaolinite (MK) sont présentés dans les Fig. III.2 et III.3. La variation spectrale intra-échantillon (\pm l'écart-type du spectre de l'échantillon) des argiles pures (I100, M100, K100) a une amplitude de l'ordre de 2 % pour l'illite, 5 % pour la montmorillonite et 8 % pour la kaolinite. Ces variations sont de 5 % pour IM et de 5-7 % pour MK (Fig. III.2a et Fig. III.3a). Pour les mélanges IM, un décalage de la position d'absorption de 6 nm au maximum est observé entre les mélanges I100 et M100, ainsi qu'un changement de pente du spectre entre 2220 et 2250 nm. Pour les mélanges MK, la bande d'absorption vers 2160 nm disparaît pour des abondances de montmorillonite supérieures à 60 %, et celles présentes à 2319, 2355 et 2380 nm pour une abondance supérieure à 80 %. Les niveaux de réflectance les plus importants dépendent du type de minéral, avec, par ordre décroissant : la kaolinite, l'illite et la montmorillonite. L'écart entre les spectres de deux mélanges, ou la séparabilité spectrale inter-échantillon, est plus importante pour les mélanges MK que pour les mélanges IM, avec une différence maximum en réflectance de 15 % et 10 % respectivement. Les prétraitements spectraux appliqués sur les spectres de mélanges MK montrent que SNV, CR, CWT et 1st SGD ont une variabilité intra-échantillon plus faible qu'avec $\text{Log}(1/R)$, Hapke ou en réflectance (Fig. III.3b-g). Des résultats similaires sont constatés avec les mélanges IM (Fig. III.2b-g).

Les résultats des démélanges linéaires sont présentés dans la Table. III.1 et la Fig. III.4. Avec FCLS et quels que soient les mélanges IM et MK, en utilisant les données en réflectance, Hapke ou $\text{Log}(1/R)$, les résultats présentent une variabilité importante sur les estimations des abondances de montmorillonite ($\text{STDB} > 14\%$), avec un biais moyen sous-estimé de -5,3 % pour Hapke alors que les résultats avec SNV, CR, CWT et 1st SGD présentent la variabilité la plus faible (STDB entre 6-2,3 %). Toutefois, SNV et CR surestiment légèrement les abondances de montmorillonite (biais moyen de 1,6 % pour CR et de 2,2 % pour SNV) alors que les biais de CWT et 1st SGD sont proches de zéro.

Avec la méthode MESMA et pour tous les mélanges IM et MK, la variabilité dans l'estimation des abondances de montmorillonite est réduite comparée à FCLS pour les données de réflectance et avec les transformations Hapke et $\text{Log}(1/R)$, par un facteur maximum de 4, mais cette diminution n'est pas significative pour SNV, CR, CWT et 1st SGD, avec un facteur seulement de 1,1 (Fig. III.4).

Les meilleurs résultats pour l'estimation des abondances de montmorillonite sont obtenus en couplant 1st SGD ou CWT avec FCLS ou MESMA. Les performances des algorithmes de démélange sont plus faibles pour les mélanges IM par rapport aux mélanges MK.

TABLE III.1 – Performances des méthodes de démixage pour l'estimation des abondances de montmorillonite pour les mélanges patchwork de MK et IM pour les spectres de réflectance (REF) et pour différents prétraitements spectraux et algorithmes de démixage (les meilleurs résultats sont en gras).

Mélange		FCLS				MESMA			
		R^2	MB	STDB	RMSE	R^2	MB	STDB	RMSE
IM	REF	0,66	0,1	15,3	15,3	0,95	-0,2	5,2	5,2
	SNV	0,99	2,1	2,2	3,1	0,99	2,2	2,5	3,3
	CR	0,98	1,7	3,4	3,8	0,94	1,3	5,3	5,4
	CWT	0,99	0,1	2,5	2,5	0,96	0,1	4,6	4,6
	Hapke	0,68	-5,3	14,4	15,3	0,79	-6,5	10,5	12,3
	1st SGD	0,99	0,1	2,4	2,4	0,97	-0,2	4,1	4,1
	Log(1/R)	0,67	-1,7	15,0	15,1	0,96	-2,3	4,8	5,3
MK	REF	0,51	-1,3	19,8	19,8	0,97	0,9	3,7	3,8
	SNV	0,99	2,1	2,4	3,2	0,99	2,1	2,3	3,1
	CR	0,93	1,4	6,0	6,2	0,98	-1,9	3,6	4,1
	CWT	0,96	0,0	4,6	4,6	0,99	0,0	2,5	2,5
	Hapke	0,58	-3,9	16,9	17,3	0,85	-7,5	9,1	11,8
	1st SGD	0,98	0,0	3,5	3,5	0,99	0,3	2,5	2,6
	Log(1/R)	0,53	-2,3	18,9	19,1	0,97	-2,6	3,7	4,5

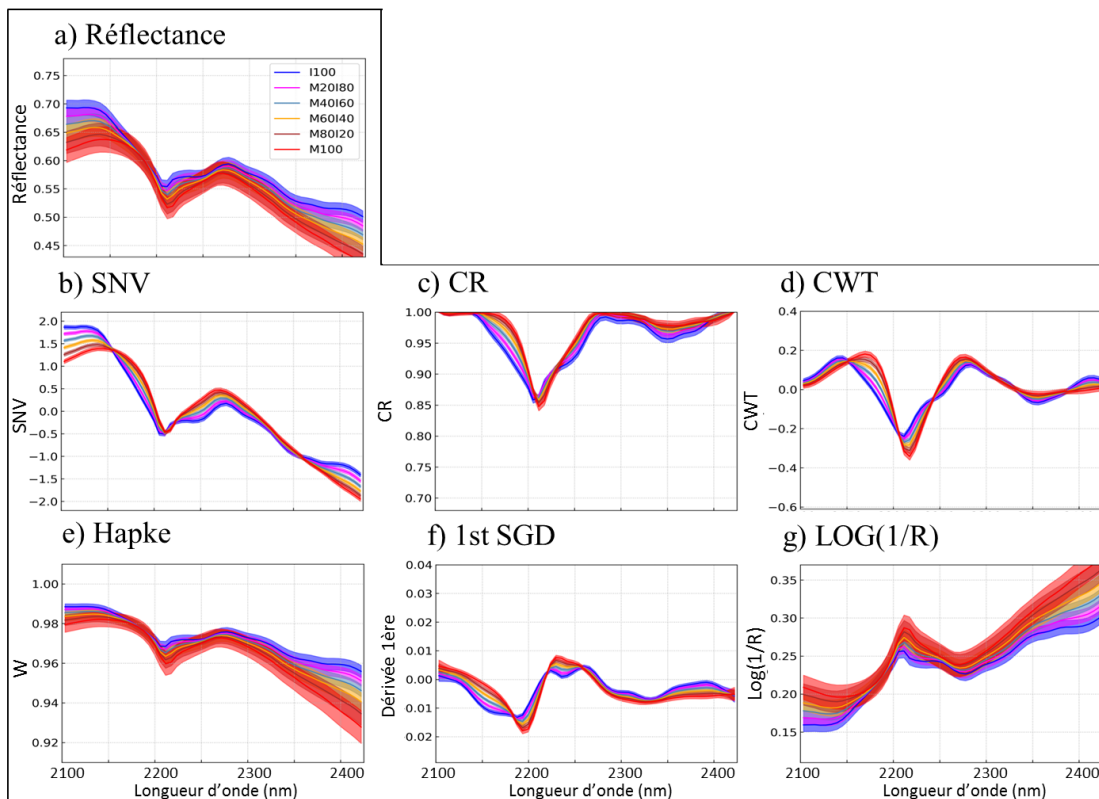


FIGURE III.2 – Spectres de mélanges patchwork montmorillonite-illite : a) en réflectance et avec de b) à g) l'application de 6 prétraitements spectraux (ligne : spectre moyen, aire colorée : moyenne \pm l'écart-type).

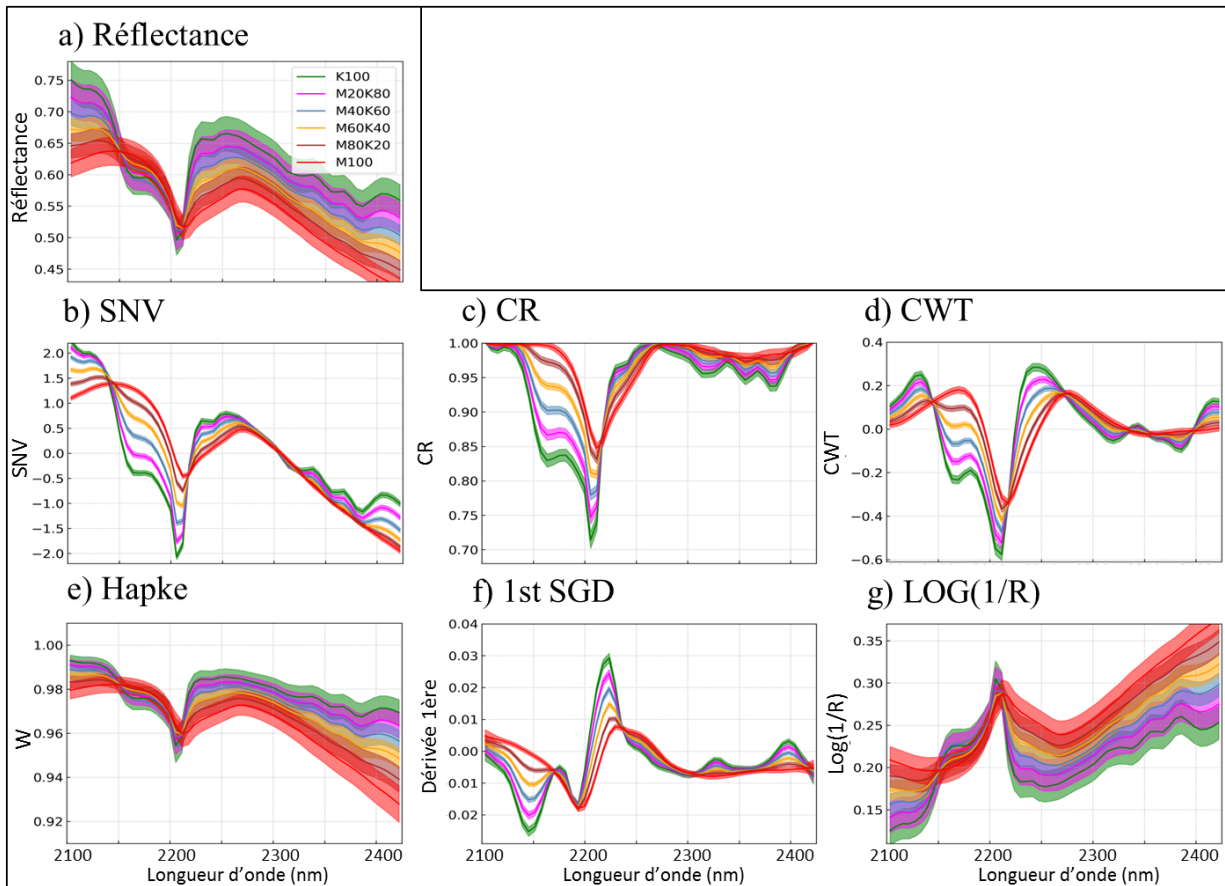


FIGURE III.3 – Spectres de mélanges patchwork montmorillonite-kaolinite : a) en réflectance et avec de b) à g) l'application de 6 prétraitements spectraux (ligne : spectre moyen, aire colorée : moyenne \pm l'écart-type).

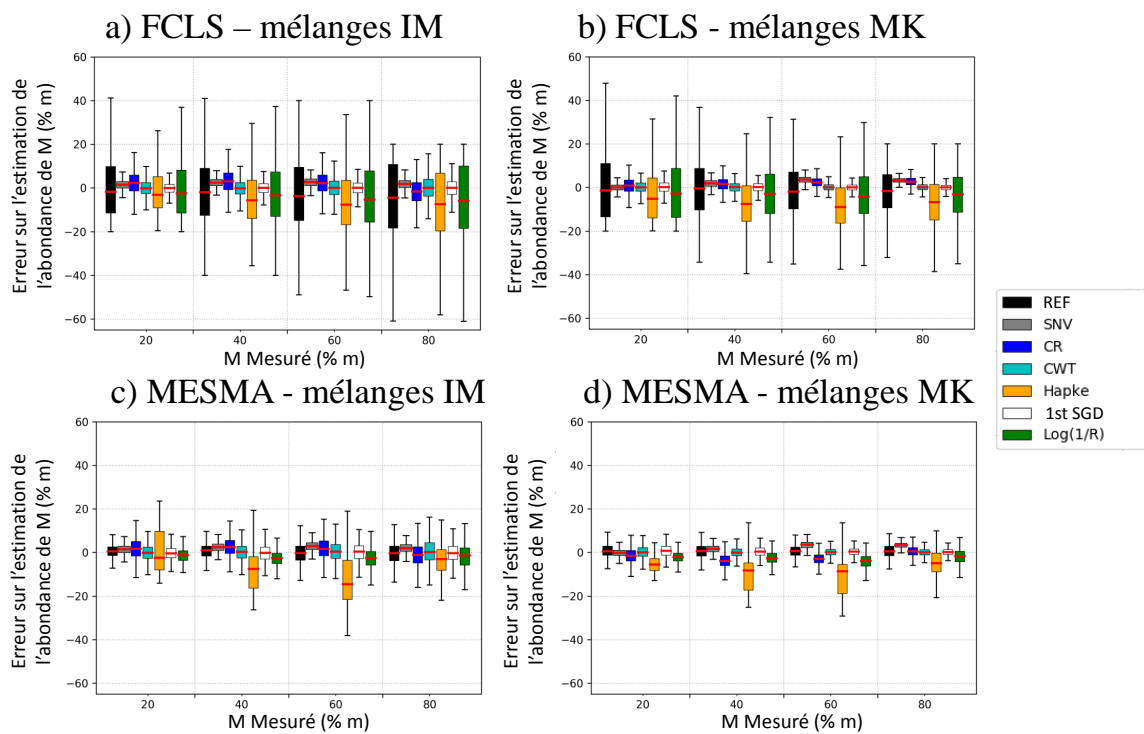


FIGURE III.4 – Performances d'estimation de l'abondance de la montmorillonite avec les méthodes de démelange FCLS (a et b) et MESMA (c et d) pour les mélanges de type patchwork illite - montmorillonite (a et c) et montmorillonite - kaolinite (b et d).

III.2.2 Mélanges binaires argile/calcite et argile/quartz

Les spectres en réflectance et avec prétraitements spectraux de mélanges patchwork montmorillonite - calcite (MC) et montmorillonite - quartz (MQ) sont présentés dans les Fig. III.5 et Fig. III.6. En réflectance et pour les spectres MC et MQ, les variabilités intra-échantillon sont inférieures ou égales à 5 % (Fig. III.5a et Fig. III.6a). La figure d'absorption de la montmorillonite commence à disparaître quand les abondances en calcite atteignent 60 % et les abondances de quartz 80 %. La calcite et le quartz ont tous deux des niveaux de réflectance supérieurs à ceux de la montmorillonite, créant une plus grande séparabilité inter-échantillon, avec des variabilités d'une amplitude maximale pour MC de 3 % et pour MQ de 5 %. Les prétraitements spectraux aboutissent à des conclusions similaires à celles obtenues dans le cas de mélanges purement argileux : ils montrent que SNV, CR, CWT et 1st SGD ont une variabilité intra-échantillon plus faible qu'avec Log(1/R), Hapke ou les données en réflectance (Fig. III.5 et Fig. III.6). Toutefois, l'application de SNV sur les mélanges MQ diminue fortement la séparabilité inter-échantillon.

Les performances de démixage linéaire sont données dans la Table. III.2. Avec la méthode FCLS, la variabilité dans l'estimation des abondances est comprise entre 2,9 % et 6,6 % pour les mélanges MC et entre 2,8 % et 6,2 % pour les mélanges MQ, à l'exception des prétraitements Hapke (6,5 %) et SNV (12,3 %). Pour les mélanges MC et MQ, l'utilisation de CWT et de 1st SGD introduit peu de biais dans les estimations ($\leq 0,5$ %), comme avec les données de réflectance. Aussi, Hapke, CR et Log(1/R) sous-estiment en moyenne les abondances avec le plus important biais obtenu avec Hapke (entre 13 et 20 %) et SNV (entre 13 et 35 %).

TABLE III.2 – Performances des méthodes de démixage pour l'estimation des abondances de Montmorillonite avec les mélanges intimes de MC et MQ pour les spectres de réflectance (REF) et pour différents prétraitements spectraux et algorithmes de démixage (les meilleurs résultats sont écrits en gras).

Mélange		FCLS				MESMA			
		R^2	MB	STDB	RMSE	R^2	MB	STDB	RMSE
MC	REF	0,96	0,2	4,8	4,8	0,99	0,3	2,5	2,5
	SNV	0,97	12,8	4,1	13,4	0,97	12,9	4,1	13,5
	CR	0,98	-5,2	3,6	6,3	0,98	-4,2	4,1	5,9
	CWT	0,98	0,0	3,3	3,3	0,98	0,0	3,3	3,3
	Hapke	0,91	-20,8	6,6	21,9	0,85	-27,3	8,9	28,7
	1st SGD	0,98	0,0	2,9	2,9	0,98	0,1	3,2	3,2
	Log(1/R)	0,96	-5,2	4,8	7,0	0,98	-11,5	3,6	12,0
MQ	REF	0,93	-0,1	6,2	6,2	0,99	0,4	2,2	2,3
	SNV	0,86	35,5	12,3	37,5	0,86	35,5	12,4	37,6
	CR	0,98	-5,0	3,4	6,1	0,97	-6,0	3,9	7,2
	CWT	0,98	0,0	3,1	3,1	0,98	0,0	3,0	3,0
	Hapke	0,92	-13,2	6,5	14,7	0,83	-22,4	9,3	24,2
	1st SGD	0,99	0,0	2,8	2,8	0,98	-0,3	3,5	3,5
	Log(1/R)	0,93	-3,9	6,1	7,2	0,99	-7,2	2,7	7,7

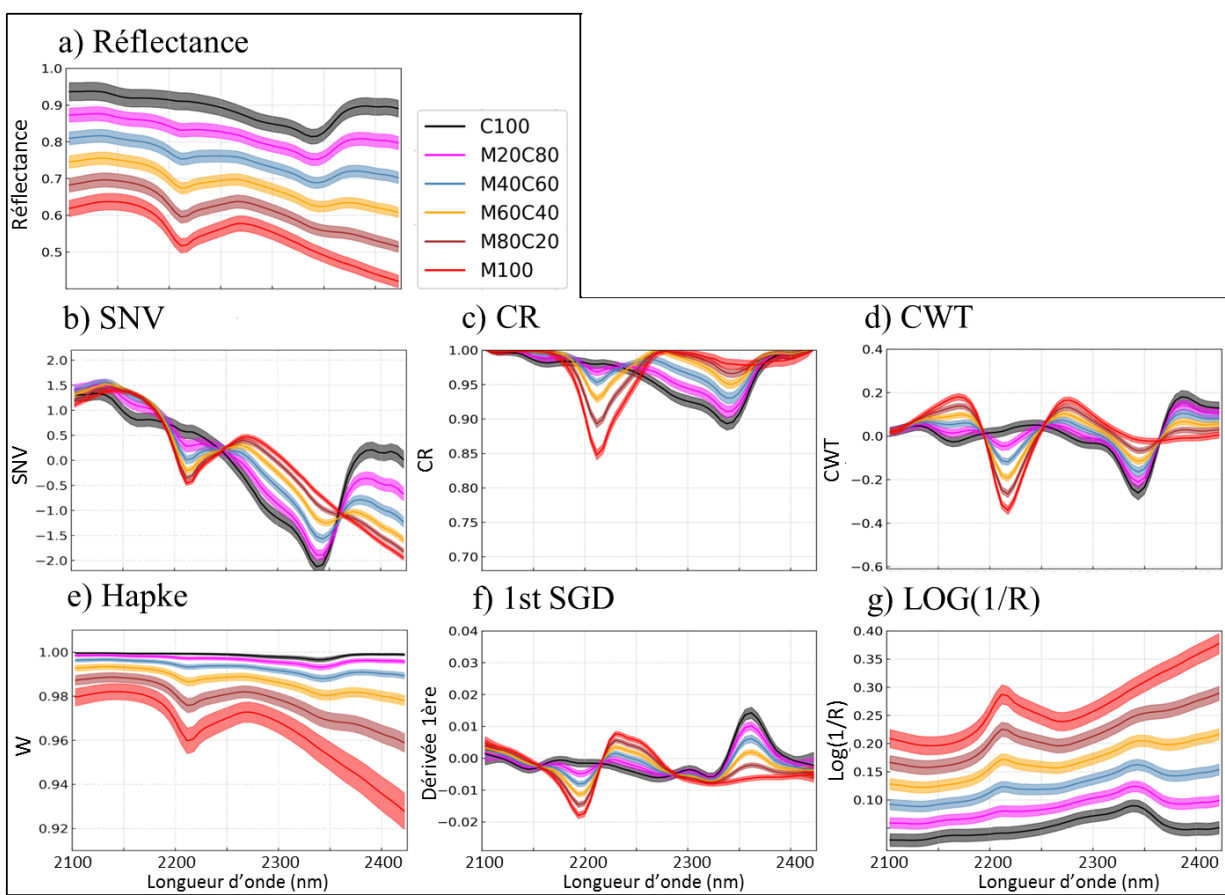


FIGURE III.5 – Spectres de mélanges patchwork montmorillonite-calcite : a) en réflectance et avec b) à g) l'application de 6 prétraitements spectraux (ligne : spectre moyen, aire colorée : moyenne \pm l'écart-type).

Des résultats analogues sont obtenus avec MESMA en termes de biais, mais il n'y a pas de réduction de la variabilité dans les estimations, au contraire de ce qui a été observé avec les mélanges d'argiles (sous-section III.2.1).

En résumé, pour tous les mélanges de type patchwork étudiés l'utilisation de données non prétraitées donne de bons résultats pour l'estimation de la montmorillonite avec FCLS et MESMA dans les mélanges MC et MQ, alors que c'était le cas seulement pour les mélanges IM et MK. Ensuite, les performances globales pour les mélanges MC et MQ ($R^2 \geq 0,86$ pour FCLS et MESMA) sont supérieures à celles obtenues pour les mélanges binaires d'argiles ($R^2 \geq 0,52$ pour FCLS et $R^2 \geq 0,87$ pour MESMA), avec et sans prétraitement spectral. Enfin, l'utilisation de SNV entraîne des biais importants et une grande variabilité pour l'estimation de la montmorillonite. Les meilleurs résultats sont obtenus en couplant 1st SGD ou CWT aux méthodes de démixage FLCS ou MESMA. De plus, des performances comparables sont obtenues pour les mélanges MC et MQ.

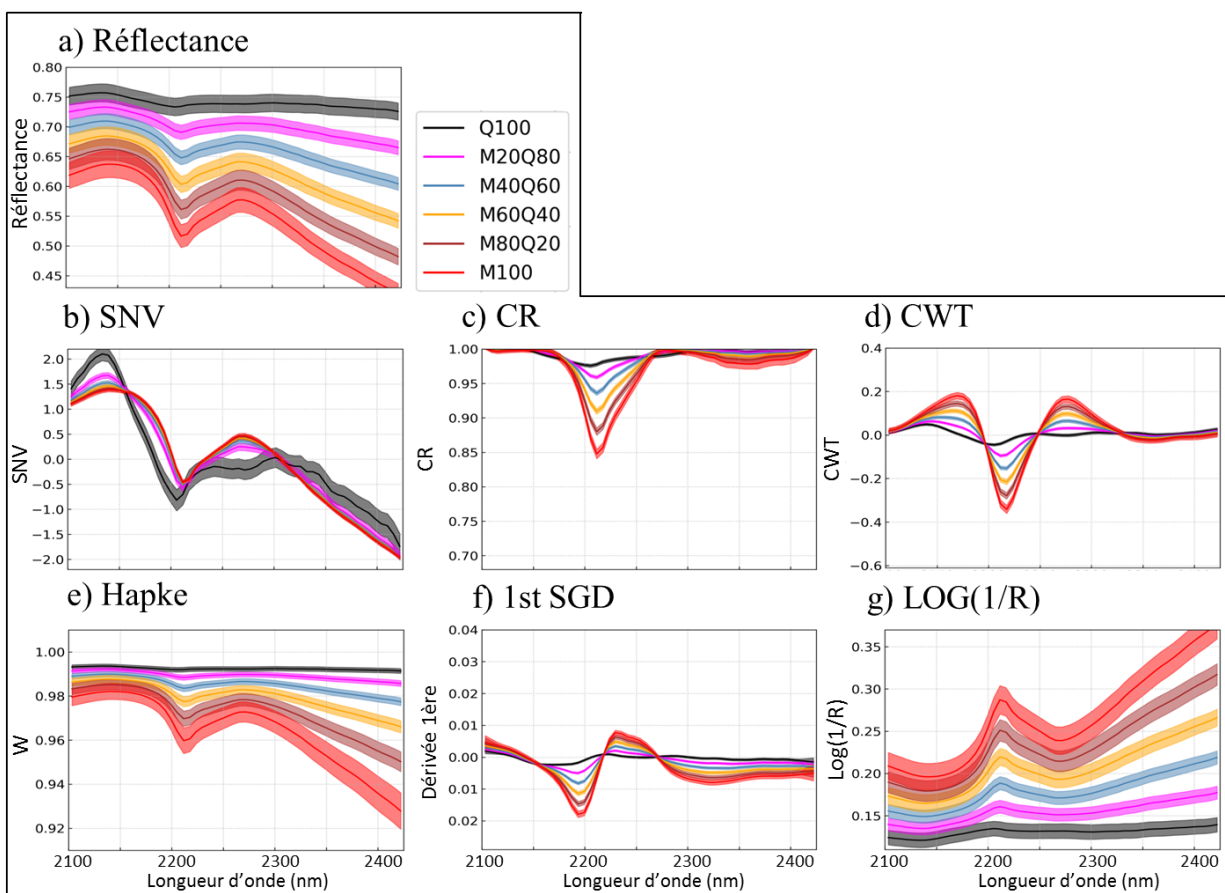


FIGURE III.6 – Spectres de mélanges patchwork montmorillonite-quartz : a) en réflectance et avec b) à g) l'application de 6 prétraitements spectraux (ligne : spectre moyen, aire colorée : moyenne \pm l'écart-type).

III.3 Démélange linéaire et non-linéaire sur les mélanges intimes

III.3.1 Mélanges binaires d'argiles minéralogiques

Les spectres en réflectance et avec prétraitements spectraux des mélanges intimes IM et MK sont présentés dans la Fig. III.7. En réflectance, la variabilité intra-échantillon est de 10 % pour les mélanges MK et de 3 % pour les mélanges IM. Pour les mélanges IM, le même décalage de 6 nm entre I100 et M100 pour la figure d'absorption à 2200 nm est observé que pour les données patchwork, ainsi que le changement de pente dans le domaine 2220-2250 nm. Pour les mélanges MK, la figure d'absorption proche de 2160 nm disparaît pour des abondances de montmorillonite entre 48-68 % et celles présentes à 2310, 2355 et 2380 nm disparaissent pour des contenus en kaolinite inférieurs à 48 %. Pour les mélanges MK et IM, les réflectances moyennes présentent une forte variation non-linéaire avec l'ajout de montmorillonite dans les mélanges intimes par rapport aux mélanges patchwork, créant une superposition des spectres avec une forte abondance de montmorillonite. Aussi, la variabilité inter-échantillon n'est pas constante pour les mélanges intimes, elle évolue pour un même type de mélange, selon les abondances des minéraux. L'application de prétraitements a un effet similaire à ceux présentés dans la sous-section III.2.1 pour les mélanges patchwork.

Pour MK, les performances obtenues avec FCLS et MESMA sont similaires pour les prétraitements SNV, CR, CWT et 1st SGD. Néanmoins, leur biais moyen et leur variabilité dans les estimations des abondances restent importants (entre 11,3 % et 14,8 % de biais moyen et 5,2 % et 6,3 % de STDB : Table. III.3). De plus, les données en réflectance, ou avec la transformation Hapke ou $\text{Log}(1/R)$ donnent les plus faibles performances avec FCLS ; en notant toutefois que les résultats obtenus avec le prétraitement Hapke sont améliorés avec MESMA (R^2 entre 0,73 et 0,91 pour IM et MK).

Pour le démélange utilisant des algorithmes non-linéaires, la méthode GBM donne des résultats en terme de biais comparables aux performances exposées précédemment, avec une variabilité dans les estimations des abondances entre 5,2 et 6,4 % pour tous les prétraitements, exceptés pour la réflectance et $\text{Log}(1/R)$ (MB jusqu'à 20 % pour la réflectance, STDB autour de 14-16 % pour la réflectance et $\text{Log}(1/R)$). Les performances de la méthode MLM sont indépendantes des prétraitements spectraux et qui sont du même ordre que celles obtenues avec le couple 1st SGD-FCLS. Les biais moyens ont des valeurs comprises entre 11,3 % et 13,8 % et la variabilité dans les estimations entre 5,1 % à 6,1 %. Par ailleurs, des conclusions similaires peuvent être faites à propos des mélanges IM, mais avec des biais plus faibles. Si les performances de la méthode MLM sont similaires pour tous les prétraitements, l'algorithme GBM, comme avec FCLS, obtient de meilleures performances avec les prétraitements CWT, CR et 1st SGD.

Les meilleurs résultats pour l'estimation de l'abondance de la montmorillonite sont obtenus en couplant Hapke à MESMA ou $\text{Log}(1/R)$ avec MLM. Néanmoins, les performances obtenues avec les prétraitements CR et CWT pour la méthode GBM et CWT et 1st SGD avec FCLS sont comparables à celles-ci.

Les différents couples de prétraitement-démélange ont des performances d'estimation des abondances assez similaires (inférieures à 10 % en RMSE, STDB et MB).

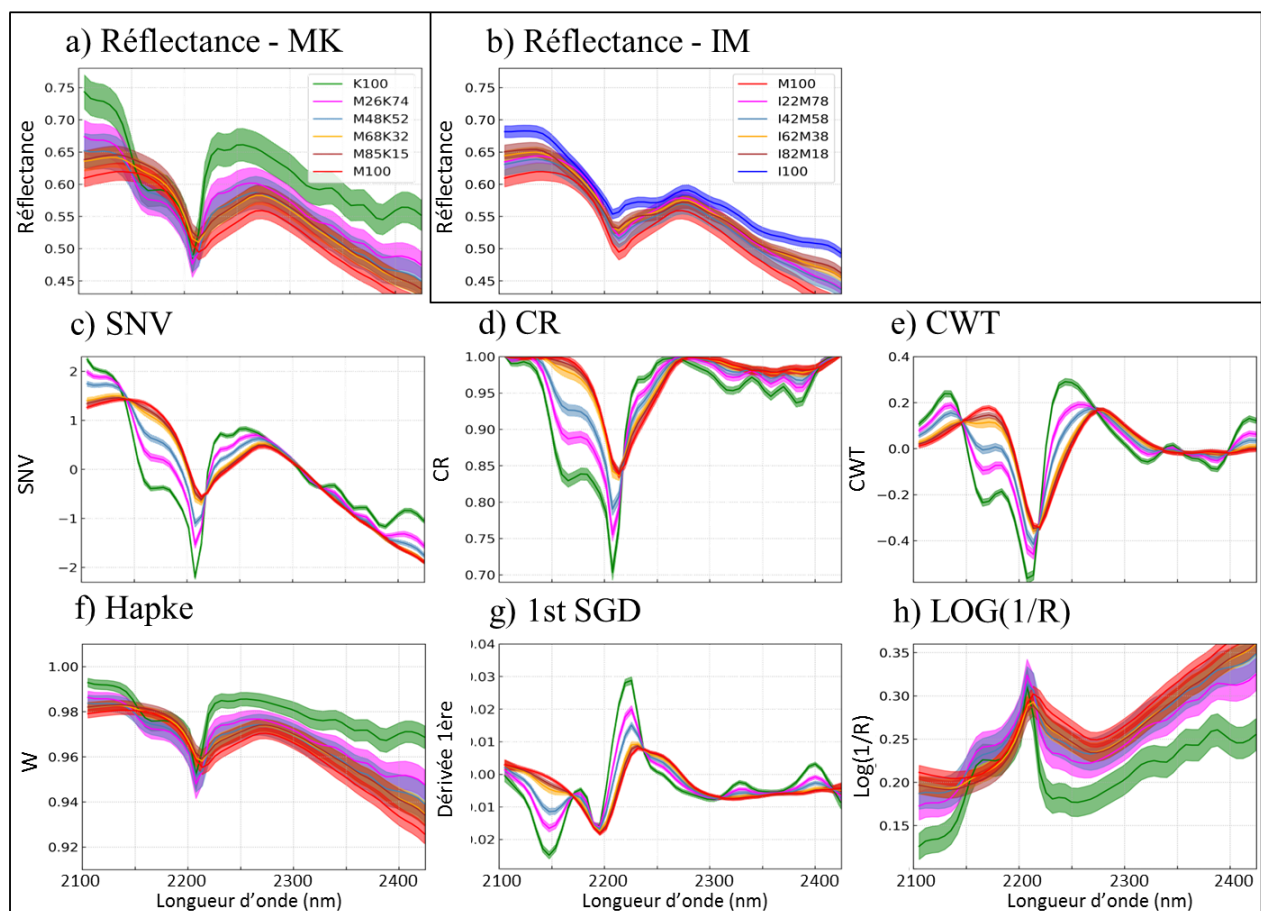


FIGURE III.7 – Spectres de mélanges intimes a) de montmorillonite - kaolinite et b) de montmorillonite-illite et c) à h) avec l'application des 6 prétraitements spectraux sur les spectres de mélange montmorillonite - kaolinite (ligne : spectre moyen, aire colorée : moyenne \pm un écart-type).

TABLE III.3 – Performances des méthodes de démixage pour l'estimation des abondances de Montmorillonite pour les mélanges intimes de MK et IM pour les spectres de réflectance (REF) et pour différents prétraitements spectraux et algorithmes de démixage (les meilleurs résultats sont écrits en gras).

Mélange		FCLS				MESMA				GBM				MLM			
		R ²	MB	STDB	RMSE	R ²	MB	STDB	RMSE	R ²	MB	STDB	RMSE	R ²	MB	STDB	RMSE
MK	REF	0,21	12,6	20,9	24,4	0,90	13,3	6,8	15,0	0,56	20,3	14,6	25,0	0,95	13,4	5,1	14,4
	SNV	0,94	14,8	5,4	15,7	0,94	14,8	5,5	15,7	0,94	15,0	5,4	16,0	0,94	13,8	5,3	14,8
	CR	0,94	14,2	6,4	15,5	0,94	11,3	6,3	13,0	0,94	12,3	6,4	13,9	0,94	12,7	6,1	14,1
	CWT	0,95	12,5	5,2	13,6	0,92	12,7	6,3	14,1	0,95	12,3	5,2	13,4	0,95	12,4	5,3	13,5
	Hapke	0,26	11,7	20,1	23,2	0,86	8,8	8,3	12,1								
	1st SGD	0,94	12,8	5,3	13,9	0,94	12,8	5,3	13,9	0,94	12,8	5,3	13,9	0,95	12,9	5,2	14,0
	Log(1/R)	0,24	15,5	20,2	25,4	0,73	17,4	14,0	21,2	0,51	10,0	15,8	18,7	0,95	11,3	5,1	12,4
IM	REF	0,14	5,7	22,8	23,5	0,90	7,1	6,9	9,9	0,56	12,7	14,8	19,6	0,97	9,2	3,8	10,0
	SNV	0,98	12,2	3,4	12,7	0,98	12,3	3,4	12,7	0,98	12,6	3,5	13,0	0,98	11,1	3,3	11,6
	CR	0,94	9,4	5,3	10,8	0,95	5,9	5,1	7,8	0,95	5,9	4,9	7,7	0,94	11,4	5,9	12,9
	CWT	0,96	7,1	4,5	8,4	0,80	5,5	10,9	12,2	0,96	7,7	4,4	8,8	0,96	8,2	4,5	9,4
	Hapke	0,30	4,0	19,6	20,0	0,91	0,0	6,6	6,6								
	1st SGD	0,97	8,3	4,0	9,2	0,97	8,3	4,0	9,3	0,97	8,3	4,0	9,2	0,97	9,4	4,1	10,3
	Log(1/R)	0,23	7,2	21,1	22,3	0,27	9,2	32,4	29,5	0,47	2,0	16,6	16,7	0,97	5,8	4,0	7,0

III.3.2 Mélanges ternaires d'argiles minéralogiques

Les spectres en réflectance de mélanges IMK présentent une variabilité intra-échantillon plus élevée pour des fortes concentrations de montmorillonite (62 %) que pour des fortes valeurs d'abondances de kaolinite (50 %) pour des valeurs d'illite fixes (Fig. III.8a) mais sont plus importantes pour des fortes valeurs d'abondance de kaolinite (50 %) que d'illite pour des abondances de montmorillonite fixées. De même, la variabilité intra échantillon est plus élevée pour des fortes abondances de montmorillonite (62 %) que pour des fortes abondances d'illite pour des valeurs de kaolinite fixes (Fig. III.8c). Ainsi, la variabilité intra-échantillon spectrale augmente avec l'abondance de montmorillonite dans le mélange. Les valeurs de variabilité spectrale sont comprises généralement entre 5 et 10 %. Le décalage spectral de l'absorption de 2200 nm entre l'illite et la montmorillonite est toujours observé pour des abondances fixes de kaolinite dans les mélanges IMK (Fig. III.8a). Le doublet d'absorption de la kaolinite à 2200 nm commence à être visible quand son abondance dans le mélange est supérieure ou égale à 15 % (Fig. III.8a-c). La distance spectrale inter-échantillon est limitée par les limites spectrales des échantillons d'argiles pures. Toutefois, des variations du niveau moyen de réflectance ne sont pas toujours cohérentes avec les variations d'abondances des argiles dans le mélange. Par exemple, pour une abondance de kaolinite fixe, le niveau moyen du spectre de I45M40K14 est inférieur à I23M62K15 alors que le spectre d'illite a un niveau supérieur à celui de la montmorillonite. Enfin, pour tous les mélanges IMK, les prétraitements spectraux réduisent la variabilité intra-échantillon d'un facteur 2, mais la discrimination des spectres reste délicate. La transformation SNV met en valeur les figures d'absorption proches de 2120 et 2200 nm alors que CWT met en valeur les figures de 2160 et 2200 nm, ainsi que les figures spectrales après 2300 nm, en particulier en présence de kaolinite. Le prétraitement Log(1/R) entraîne une faible distance inter-échantillons.

Le démixage des mélanges IMK avec FCLS, GBM et MLM donne des résultats similaires à ceux obtenus avec les mélanges argileux binaires. Pour les méthodes FCLS et GBM, les meilleurs résultats sont obtenus avec SNV, CR, CWT et 1st SGD. Néanmoins, la transformation SNV crée des biais plus impor-

tants (MB ≈ 14 % pour FCLS et 20,5 % pour GBM) que les autres prétraitements (MB entre 5,4 % et 9,7 % pour FCLS et GBM). Les performances de la méthode MLM sont similaires avec et sans prétraitement spectral (R^2 entre 0,84 and 0,91), mais les biais moyens les plus faibles sont obtenus en utilisant SNV (7,6 %) et CWT (8,3 %). De manière générale, la variabilité dans l'estimation d'abondances est comprise entre 4,1-6,8 %. Avec MESMA, les résultats sont plus complexes que dans le cas des mélanges binaires. SNV a les performances les plus faibles (RMSE ≈ 15 %) alors que les transformations Log(1/R), CR et Hapke donnent les plus faibles erreurs (RMSE entre 7 et 10 %).

Les résultats montrent que l'abondance de la kaolinite est plus facilement estimée quelle que soit la méthode de démelange, suivie par l'illite, et enfin la montmorillonite. Les meilleures associations pour estimer les abondances de montmorillonite sont CWT-FCLS, CR-MESMA, CR-GBM et SNV-MLM.

TABLE III.4 – Performances des méthodes de démixage pour l'estimation des abondances dans les mélanges intimes IMK pour les données en réflectance (REF) pour différents prétraitements spectraux et algorithmes de démixage. Les meilleurs résultats sont écrits en gras et les résultats d'estimation de la kaolinite/illite sont donnés en supplément (colonnes en gris clair).

FCLS	<i>Illite</i>				<i>Montmorillonite</i>				<i>Kaolinite</i>			
	<i>R²</i>	<i>MB</i>	<i>STDB</i>	<i>RMSE</i>	<i>R²</i>	<i>MB</i>	<i>STDB</i>	<i>RMSE</i>	<i>R²</i>	<i>MB</i>	<i>STDB</i>	<i>RMSE</i>
<i>REF</i>	0,11	1,4	22,9	23,0	0,21	0,8	24,3	24,3	0,71	-2,2	8,2	8,5
<i>SNV</i>	0,90	-8,3	4,2	9,3	0,93	13,9	5,0	14,8	0,82	-5,5	4,9	7,4
<i>CR</i>	0,73	-1,3	7,0	7,1	0,87	8,8	5,2	10,2	0,78	-7,5	5,7	9,4
<i>CWT</i>	0,81	-3,1	5,8	6,6	0,87	7,4	5,2	9,1	0,83	-4,3	4,7	6,4
<i>Hapke</i>	0,14	2,5	19,1	19,3	0,25	-2,9	20,7	20,9	0,74	0,4	7,4	7,4
<i>1st SGD</i>	0,85	-5,5	5,2	7,6	0,89	9,7	4,8	10,8	0,84	-4,2	4,7	6,3
<i>Log(1/R)</i>	0,09	2,0	22,6	22,7	0,21	-0,2	23,5	23,5	0,72	-1,7	7,6	7,8

MESMA	<i>Illite</i>				<i>Montmorillonite</i>				<i>Kaolinite</i>			
	<i>R²</i>	<i>MB</i>	<i>STDB</i>	<i>RMSE</i>	<i>R²</i>	<i>MB</i>	<i>STDB</i>	<i>RMSE</i>	<i>R²</i>	<i>MB</i>	<i>STDB</i>	<i>RMSE</i>
<i>REF</i>	0,83	-7,5	5,4	9,2	0,86	10,8	5,5	12,1	0,82	-3,3	4,9	5,9
<i>SNV</i>	0,89	-8,0	4,4	9,1	0,92	13,6	5,0	14,5	0,82	-5,6	4,9	7,4
<i>CR</i>	0,72	-3,3	7,2	7,9	0,86	6,3	5,3	8,2	0,81	-3,0	5,8	6,5
<i>CWT</i>	0,44	-1,0	13,0	13,1	0,65	6,0	9,5	11,2	0,72	-5,0	6,3	8,0
<i>Hapke</i>	0,77	-5,1	6,4	8,2	0,77	2,3	6,8	7,1				
<i>1st SGD</i>	0,82	-6,1	5,7	8,4	0,88	10,2	5,1	11,4	0,83	-4,1	4,8	6,3
<i>Log(1/R)</i>	0,92	-5,9	5,2	7,7	0,93	8,4	5,1	9,7	0,88	-2,5	6,3	6,4

GBM	<i>Illite</i>				<i>Montmorillonite</i>				<i>Kaolinite</i>			
	<i>R²</i>	<i>MB</i>	<i>STDB</i>	<i>RMSE</i>	<i>R²</i>	<i>MB</i>	<i>STDB</i>	<i>RMSE</i>	<i>R²</i>	<i>MB</i>	<i>STDB</i>	<i>RMSE</i>
<i>REF</i>	0,34	-9,4	13,8	16,7	0,43	12,3	15,3	19,6	0,74	-2,9	6,2	6,8
<i>SNV</i>	0,89	-14,9	4,5	15,6	0,91	20,5	4,5	21,0	0,82	-5,6	4,9	7,4
<i>CR</i>	0,72	-0,1	7,1	7,1	0,87	5,4	5,2	7,5	0,79	-5,2	5,5	7,6
<i>CWT</i>	0,81	-5,2	5,9	7,8	0,88	8,9	5,1	10,2	0,83	-3,6	4,8	6,0
<i>Hapke</i>												
<i>1st SGD</i>	0,85	-5,5	5,2	7,6	0,89	9,7	4,8	10,8	0,84	-4,2	4,7	6,3
<i>Log(1/R)</i>	0,17	5,0	18,5	19,1	0,30	-3,7	18,8	19,2	0,75	-1,4	7,1	7,2

MLM	<i>Illite</i>				<i>Montmorillonite</i>				<i>Kaolinite</i>			
	<i>R²</i>	<i>MB</i>	<i>STDB</i>	<i>RMSE</i>	<i>R²</i>	<i>MB</i>	<i>STDB</i>	<i>RMSE</i>	<i>R²</i>	<i>MB</i>	<i>STDB</i>	<i>RMSE</i>
<i>REF</i>	0,91	-8,8	4,0	9,7	0,93	12,0	4,1	12,7	0,82	-3,2	4,8	5,8
<i>SNV</i>	0,87	-2,4	4,8	5,3	0,93	7,6	5,5	9,3	0,83	-5,2	4,8	7,1
<i>CR</i>	0,73	-13,5	8,1	15,7	0,84	15,6	6,8	17,1	0,81	-2,2	5,7	6,1
<i>CWT</i>	0,78	-4,2	6,4	7,7	0,89	8,3	5,3	9,9	0,81	-4,1	5,0	6,4
<i>Hapke</i>												
<i>1st SGD</i>	0,84	-6,6	5,4	8,5	0,91	10,6	4,9	11,6	0,82	-4,0	4,8	6,3
<i>Log(1/R)</i>	0,89	-6,7	4,3	8,0	0,90	8,8	4,6	9,9	0,83	-2,1	4,9	5,3

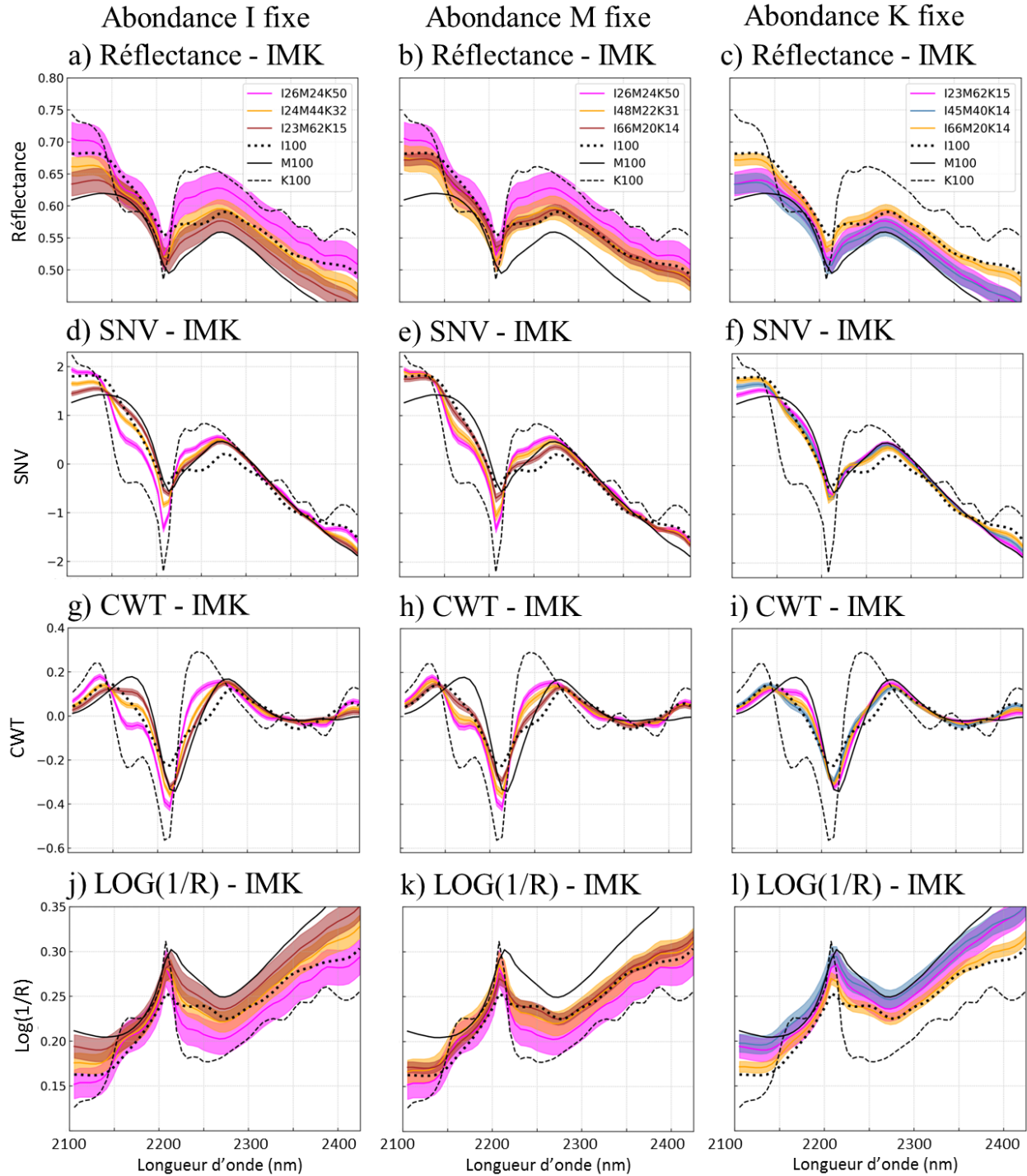


FIGURE III.8 – Spectres de mélanges intimes d'illite-montmorillonite-kaolinite : a-c) en réflectance, d-f) avec le prétraitement spectral SNV et g-i) le prétraitement spectral CR pour des valeurs d'abondances fixes d'illite (première colonne : $\approx 15\%$), montmorillonite (seconde colonne : $\approx 22\%$), et kaolinite (troisième colonne : $\approx 24\%$, ligne : spectre moyen, aire colorée : moyenne \pm un écart-type). L'écart type des minéraux purs n'a pas été représenté pour une meilleure lisibilité.

III.3.3 Mélanges argile/calcite et argile/quartz

Les spectres en réflectance et avec prétraitements spectraux de mélanges intimes MC et MQ sont représentés dans les Fig. III.9 et Fig. III.10. En réflectance, la variabilité intra-échantillon est inférieure à 4 % pour les mélanges MC et 5 % pour les mélanges MQ. La figure d'absorption à 2200 nm de la montmorillonite disparaît pour des abondances de calcite comprises entre 80 % et 100 % et entre 80 et 100 % de quartz. La calcite et le quartz ont des niveaux de réflectance supérieurs à ceux de la montmorillonite ($>15\%$ dans le domaine 2100-2500 nm). Les mélanges MC ont une séparation spectrale de 2 % à 5 % à l'exception de l'échantillon M20C80, qui est spectralement proche de l'échantillon C100. Les échantillons MQ se superposent au contraire avec le spectre pur M100, entraînant une forte variation non-linéaire lors de l'ajout de montmorillonite à l'échantillon pur Q100. Aussi, avec l'utilisation de prétraitements spectraux, les mêmes conclusions sont tirées en termes de variabilité intra-échantillon qu'avec les mélanges intimes d'argiles (cf. section III.3). Toutefois, pour les mélanges MQ, la diminution de la variabilité intra-échantillon n'apporte pas d'amélioration, car la distance spectrale inter-échantillon est très faible.

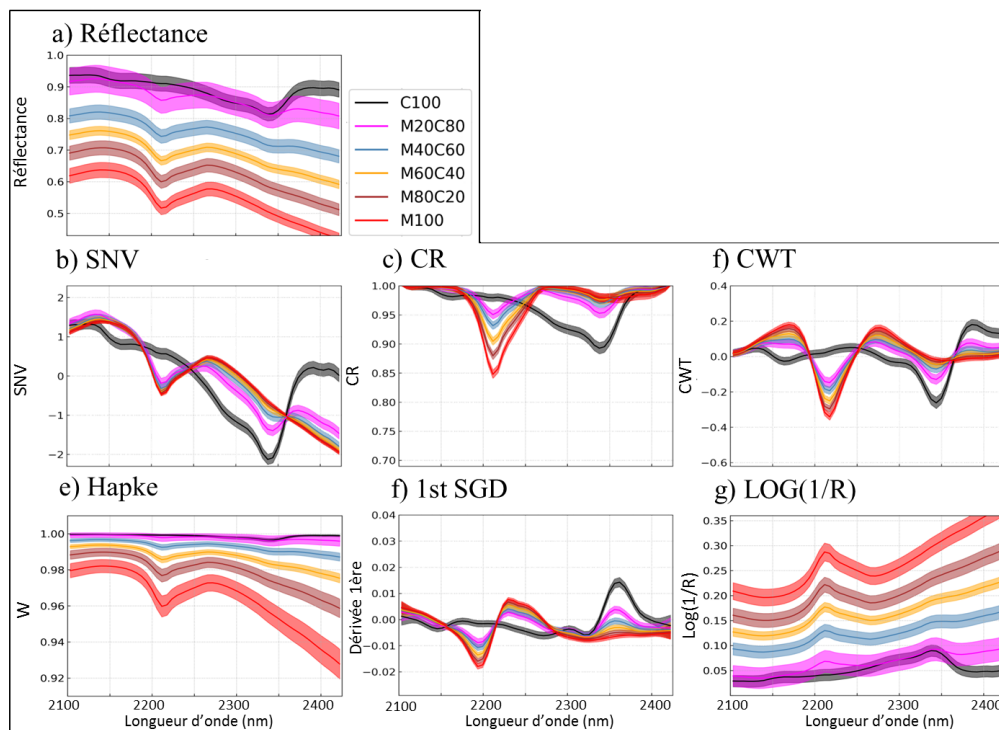


FIGURE III.9 – Spectres de mélanges intimes montmorillonite-calcite : a) en réflectance et avec b) à g) l'application de 6 prétraitements spectraux (ligne : spectre moyen, aire colorée : moyenne \pm un écart-type).

Pour les mélanges MC et quelle que soit la méthode de démixage (Table. III.5), SNV présente les plus

mauvaises performances pour l'estimation des abondances de montmorillonite, avec des biais supérieurs à 36 %. Considérant les autres prétraitements, hormis la réflectance et $\text{Log}(1/R)$, les méthodes FCLS, MESMA et GBM ont des performances similaires avec un biais moyen entre 14-24 % et une variabilité dans l'estimation des abondances entre 6,9- 8,9 %. Les données en réflectance et $\text{Log}(1/R)$ délivrent les meilleurs résultats (MB et STDB < 10 %). Par contre, les performances de MLM sont semblables pour tous les prétraitements. Toutefois les erreurs d'estimation par MLM sont plus importantes que pour les autres méthodes de démixage (MB : 12-27 % et STDB : 8-14 %).

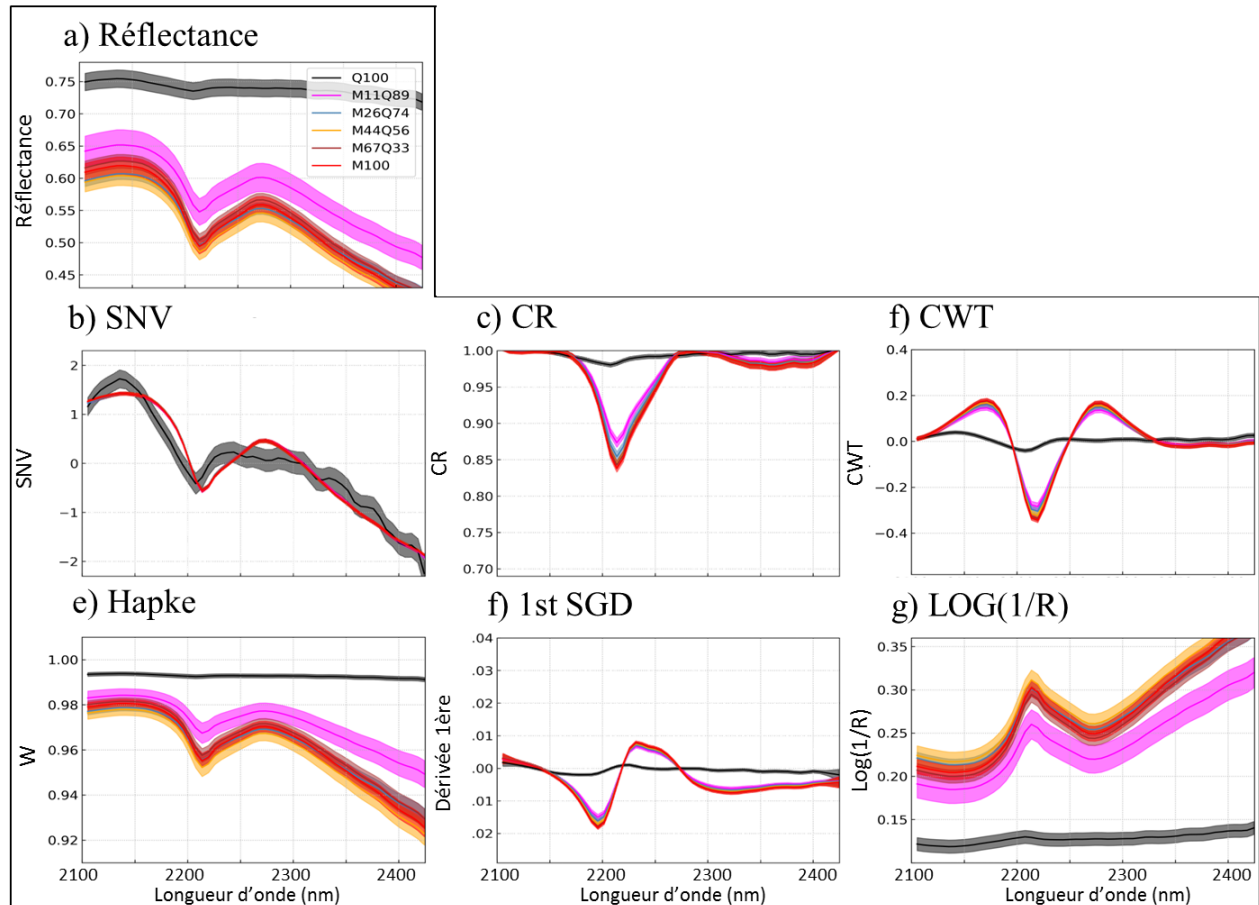


FIGURE III.10 – Spectres de mélanges intimes montmorillonite-quartz : a) en réflectance et avec b) à g) l'application de 6 prétraitements spectraux (ligne : spectre moyen, aire colorée : moyenne \pm un écart-type).

Les meilleurs résultats pour l'estimation de l'abondance de montmorillonite sont obtenus en couplant $\text{Log}(1/R)$ avec MESMA ou les données en réflectance avec GBM. Pour les mélanges MQ, les performances de démixage sont mauvaises quelle que soit la méthode, avec ou sans prétraitement spectral.

TABLE III.5 – Performances des méthodes de démixage pour l'estimation des abondances de Montmorillonite pour les mélanges intimes de MC et MQ pour les spectres de réflectance (REF) et pour différents prétraitements spectraux et algorithmes de démixage (les meilleurs résultats sont écrits en gras).

Mélange		FCLS				MESMA				GBM				MLM			
		R ²	MB	STDB	RMSE	R ²	MB	STDB	RMSE	R ²	MB	STDB	RMSE	R ²	MB	STDB	RMSE
MC	REF	0,92	-3,8	8,0	8,8	0,94	7,6	5,4	9,3	0,92	5,2	6,3	8,2	0,65	26,3	13,4	29,5
	SNV	0,86	36,6	12,3	38,6	0,86	36,6	12,3	38,6	0,86	35,8	11,9	37,7	0,87	35,3	11,8	37,2
	CR	0,95	19,1	8,6	21,0	0,95	14,3	7,0	16,0	0,96	16,2	7,8	17,9	0,85	26,3	8,8	27,7
	CWT	0,94	21,7	8,3	23,2	0,91	21,4	8,9	23,2	0,94	21,6	8,3	23,1	0,88	25,8	8,9	27,3
	Hapke	0,91	-22,6	6,7	23,6	0,92	-22,4	6,6	23,4								
	1st SGD	0,96	21,3	7,7	22,6	0,95	22,0	8,1	23,4	0,96	21,3	7,7	22,6	0,89	26,4	8,5	27,7
	Log(1/R)	0,93	-8,5	6,7	10,8	0,99	1,6	2,2	2,5	0,93	-8,5	6,7	10,8	0,88	12,3	8,1	14,7
MQ	REF	0,29	55,9	17,7	58,6	0,71	53,0	15,1	55,1	0,38	57,4	17,2	59,9	0,70	52,8	15,0	54,9
	SNV	0,00	61,8	20,9	65,2	0,00	61,8	20,9	65,2	0,01	61,8	20,9	65,3	0,01	61,7	20,8	65,1
	CR	0,65	51,2	14,4	53,1	0,63	52,1	14,9	54,1	0,65	52,2	14,6	54,2	0,00	56,7	23,2	61,2
	CWT	0,67	53,1	15,6	55,3	0,16	51,2	20,3	55,1	0,67	53,1	15,6	55,4	0,36	53,9	17,4	56,6
	Hapke	0,31	51,7	17,6	54,6	0,71	43,0	11,6	44,5								
	1st SGD	0,71	53,0	15,3	55,2	0,68	53,1	15,6	55,3	0,71	53,1	15,3	55,2	0,03	51,5	22,5	56,2
	Log(1/R)	0,29	55,0	17,6	57,8	0,69	53,1	14,7	54,6	0,32	54,3	17,2	57,0	0,73	48,8	12,9	50,4

III.4 Discussions

III.4.1 Cas de mélanges d'argiles minéralogiques

L'étude comparative couplant des prétraitements spectraux à des méthodes linéaires/non-linéaires de démixage montre que les performances des méthodes de démixage sont dépendantes de la minéralogie présente dans les mélanges, que ce soit dans les mélanges patchwork ou intimes. Les résultats sont ainsi analysés en s'appuyant d'abord sur les phénomènes décrits dans les mélanges patchwork, puis dans les mélanges intimes. Ensuite, une comparaison sera effectuée entre les meilleurs résultats d'estimation obtenus avec ceux des méthodes existantes dans la littérature.

L'influence des prétraitements sur les performances des méthodes de démixage a été analysée. Les RMSE des abondances de montmorillonite sont compris entre 2,5 et 16,7 % pour les mélanges MK et entre 3,2 et 19,5 % pour les mélanges IM. D'un côté, les prétraitements spectraux SNV, CR, CWT et 1st SGD diminuent de manière significative la variabilité intra-échantillon, mais en favorisant un biais pour certains. Le prétraitement SNV est une correction multiplicative du spectre qui entraîne la perte des propriétés additives du spectre et produit des non-linéarités, qui vont engendrer de mauvaises performances pour le démixage. L'utilisation du CR entraîne aussi un biais dans l'estimation des abondances. Clark (1999); Clark et Roush (1984), ont montré que le CR est bien adapté à la localisation du pic d'absorption au détriment de sa forme, agissant comme un facteur de correction multiplicatif, qui entraîne aussi la perte des propriétés additives du spectre (Clark, 1999; Rivard *et al.*, 2008). CWT décompose le spectre en une somme de signaux linéaires, qui permet d'obtenir un biais nul lors du démixage, grâce à la préservation des propriétés additives du spectre (Rivard *et al.*, 2008). Le même constat est fait avec 1st SGD, qui considère un spectre comme une somme de changement de pentes. D'un autre côté, Hapke et log(1/R) présentent une variabilité intra-échantillon avec la même amplitude que sans prétraitements, voire plus importante dans certains cas. Log(1/R) transforme les données en les projetant dans un espace

logarithmique, ce qui permet d'augmenter la linéarité entre les données spectrales et l'abondance d'un constituant, en accord avec la loi de Beer-Lambert (Rinnan *et al.*, 2009; Esquerre *et al.*, 2012). Aussi, cette transformation ne supprime pas la variabilité du jeu de données. De la même façon, Hapke s'interprète comme une projection dans un espace dépendant des paramètres μ et μ_0 (Heylen *et al.*, 2014). En conclusion, 3 classes de prétraitements spectraux sont identifiés : (1) ceux supprimant le continuum et travaillant à une échelle locale comme le CWT et 1st SGD (l'impact du bruit est réduit en intégrant un filtrage Savitzky-Golay), (2) ceux normalisant le niveau général du spectre comme SNV et CR, et (3) ceux ne réduisant pas la variabilité intra-échantillon comme Hapke et Log(1/R).

Parmi les méthodes de démelange linéaires étudiées pour les mélanges de type patchwork, MESMA a de meilleures performances que FCLS, car elle prend en compte la variabilité intra-échantillon en utilisant plusieurs spectres pour le même pôle de mélange (Roberts *et al.*, 1998). L'amélioration est notable pour l'estimation des abondances dans le cas sans prétraitement et avec Log(1/R), mais faible en utilisant les autres prétraitements. De manière globale, FCLS et MESMA ont des performances comparables quand sont utilisées la première classe et la seconde classe de prétraitements. De plus, l'utilisation de MESMA sans prétraitement spectral délivre également de bons résultats.

Les performances des méthodes de démelange sur des mélanges intimes sont plus mitigées. Les résultats de l'estimation de l'abondance de la montmorillonite sont entre 10,8 et 25,4 % (RMSE) pour les mélanges MK et entre 7,0–29,5 % pour les mélanges IM. Les mélanges MK présentent des erreurs d'estimation plus importantes que les mélanges IM, en contradiction avec les résultats obtenus sur les mélanges patchwork. En effet, dans les mélanges IM, le fort recouvrement spectral entre les mélanges peut entraîner une confusion lors de la recherche de la meilleure solution lors du démelange, alors que dans les mélanges intimes, une confusion est rajoutée à cause des effets non-linéaires, qui sont plus importants dans les mélanges MK que dans les mélanges IM.

Ces effets non-linéaires sont peu compensés par les méthodes non-linéaires telles que GBM ou MLM présentant des performances similaires pour un prétraitement donné. La fraction non-linéaire estimée par GBM et MLM dépend des paramètres γ et P . Les histogrammes de γ et P montrent une large majorité de valeurs proches de zéro (60 % des valeurs de γ sont égales à 0 et 80 % des valeurs de P sont entre -0,05 et 0,05 Fig. III.11 et Fig. III.12). Avec γ proche de zéro, le terme non-linéaire dans l'équation du GBM est négligeable, signifiant que le mélange se comporte de manière linéaire. Aussi, P étant proche de zéro, le MLM interprète le mélange comme linéaire, ce qui diffère des résultats mis en avant par Heylen et Scheunders (2016), où les valeurs de P obtenues sur des mélanges alunite-quartz de taille de grains similaires, sont supérieures à 0,6. Cette différence dans les résultats peut s'expliquer par de très grandes différences de niveaux de réflectance entre les minéraux mélangés dans leur exemple, au contraire de nos minéraux argileux ayant un niveau de réflectance semblable (entre 60 et 80 % à 2100 nm). Des exceptions apparaissent localement, avec des non-linéarités plus importantes dans les mélanges après l'utilisation de Log(1/R) et sans prétraitement pour MLM (valeurs de P entre -0,3 et 0,15 pour Log(1/R) et entre -0,2 et 0,2 pour la réflectance, (Fig. III.12), où le terme non-linéaire n'est plus négligeable. L'algorithme MLM compense la variabilité intra-échantillon en utilisant le terme non-linéaire. La prédominance de la variabilité intra-échantillon sur les effets non-linéaires a été aussi observée par Revel *et al.* (2017). De plus, il est important de mettre en avant que ces méthodes corrigent des effets non-linéaires entraînés par de la diffusion multiple (Halimi *et al.*, 2011; Heylen et Gader, 2014; Heylen et Scheunders, 2016). Néanmoins, d'autres sources de non-linéarités existent et ne sont pas prises en compte par le GBM et le MLM telles que les différences d'absorption dans un milieu intime (Clark, 1999). Enfin, MESMA, FCLS et GBM ont des performances comparables quand ils sont utilisés avec la première et la seconde classe de

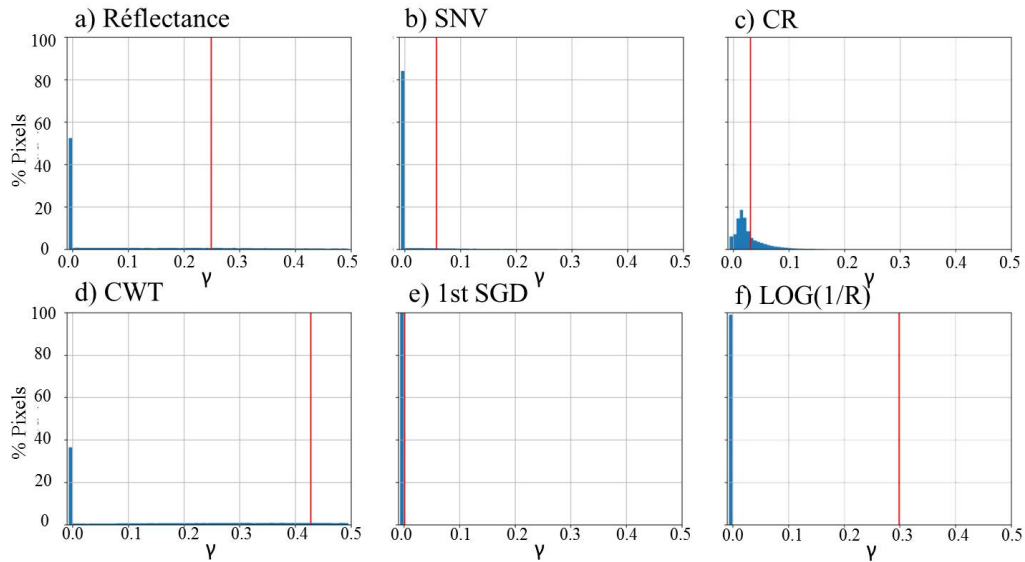


FIGURE III.11 – Histogrammes des valeurs de γ , représentant la contribution non-linéaire modélisée par la méthode GBM pour tous les mélanges MK, pour a) des données en réflectance, b) à d) pour chaque prétraitement (En rouge : valeur moyenne de γ).

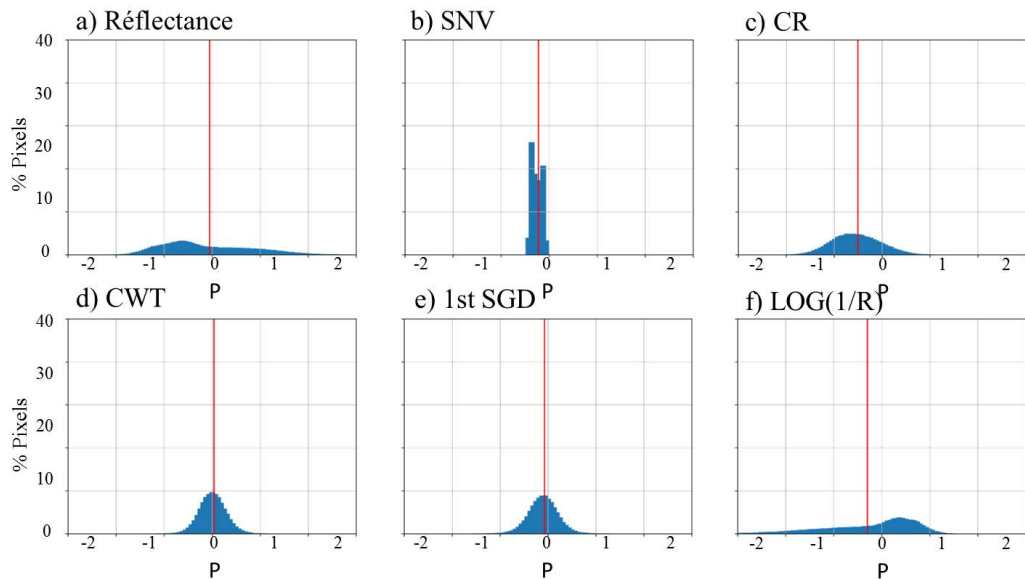


FIGURE III.12 – Histogrammes des valeurs de P , représentant la contribution non-linéaire modélisée par la méthode MLM pour tous les mélanges MK, pour a) des données en réflectance, b) à d) pour chaque prétraitement (En rouge : valeur moyenne de P).

prétraitements, alors que les performances de MLM sont indépendantes du type de prétraitement spectral.

Les performances d'estimation des abondances de montmorillonite lors du démelange des échantillons contenant trois argiles sont plus faibles que les performances avec des mélanges binaires d'argiles. L'erreur globale de l'estimation de la montmorillonite dans ces mélanges est comprise entre 7,5 et 24,3 % (RMSE). Globalement, en dehors de l'augmentation des effets non-linéaires, la même tendance est observée entre les mélanges binaires patchwork et les mélanges binaires et ternaires intimes, c'est-à-dire :

- (i) aucune amélioration n'est notable sur l'estimation des abondances en utilisant des algorithmes linéaires et non-linéaires.
- (ii) les meilleurs résultats pour l'estimation des abondances est obtenu avec le prétraitement spectral approprié pour une méthode de démelange donnée.
- (iii) les performances des 3 classes de prétraitements spectraux sont en moyenne les mêmes pour les méthodes linéaires et non-linéaires, avec des exceptions avec l'utilisation de MESMA (pas de tendance nette) et quelquefois la transformation SNV (biais importants) pour les mélanges IMK.
- (iv) les performances avec Hapke sont les plus faibles et les prétraitements SNV et CR doivent être utilisés avec prudence à cause de l'ajout de non-linéarités (biais plus important). La première classe de prétraitements spectraux est donc recommandée dans le cas de démelange.
- (v) l'utilisation de spectres de réflectance sans prétraitement spectraux avec MESMA et MLM donne de bons résultats.
- (vi) la montmorillonite semble être le minéral le plus difficile à estimer dans les mélange IMK avec des erreurs au minimum de 7 % (RMSE) dans les mélanges IM, 10,8 % (RMSE) dans les mélanges MK et 7,5 % (RMSE) dans les mélanges ternaires intimes.

En comparant nos résultats avec ceux de Dufrechou *et al.* (2015), sur les mêmes types de mélange, on obtient de meilleurs résultats par l'utilisation du démelange que l'analyse géométrique de mélanges contrôlés de montmorillonite-illite-kaolinite (RMSE \approx 15,5 %).

III.4.2 Cas de mélanges argile/calcite et argile/quartz

Les mélanges patchwork binaires contenant de la calcite ou du quartz ont des résultats comparables à ceux obtenus avec les mélanges patchwork contenant de l'argile avec les algorithmes de démelange linéaire. Les meilleurs résultats sont obtenus sans prétraitement spectral (RMSE entre 2,3 et 6,2 % pour FCLS et MESMA) ou avec la première classe de prétraitements spectraux (i.e. 1st SGD et CWT), avec des RMSE entre 2,8 et 3,5 % pour les FCLS et MESMA. L'estimation de l'abondance de montmorillonite pour toutes les méthodes obtient des performances avec un RMSE entre 2,8-26,7 % pour MC et 2,4-37,6 % pour les mélanges patchwork MQ.

Les mélanges intimes contenant de la calcite ou du quartz ont des comportements spectraux différents et des performances de démelange différentes comparés aux mélanges patchwork. Pour les mélanges intimes MC, les méthodes employées donnent des performances d'estimation de montmorillonite avec des RMSE entre 2,5-38,6 %. La figure d'absorption de la calcite vers 2350 nm est visible jusqu'à 40 % de montmorillonite alors qu'elle était visible jusqu'à 60 % dans le cas patchwork. L'impact de la montmorillonite domine dans le domaine d'absorption de la calcite, car elle a un niveau de réflectance inférieur à celle de la calcite (même à 2350 nm). En supposant que la diffusion multiple de la lumière est la même entre les argiles et la calcite (due à des granulométries similaires), le comportement spectral de l'absorption domine avec un comportement local et non-linéaire, au contraire du continuum qui varie de façon

linéaire. Aussi, au contraire de ce qui a été observé pour les mélanges argileux purs, les meilleurs résultats sont obtenus sans prétraitement spectral et avec $\text{Log}(1/R)$. De plus, les résultats du GBM sont très proches de ceux obtenus avec les méthodes de démixage linéaire, avec des valeurs γ proches de zéro (Fig. III.13), traduisant un faible comportement non-linéaire. Avec MLM, les abondances sont estimées avec de plus fortes incertitudes qu'avec les autres méthodes de démixage. Cela s'explique par des valeurs du paramètre P inférieures à zéro (Fig. III.14), car Heylen et Scheunders (2016) ont montré que le MLM entraînait des erreurs importantes dans le cas de matériels très diffusants, comme la calcite qui a des valeurs de réflectance importantes (entre 0,8 et 0,9), si les données n'étaient pas converties en albédo.

Pour résumer, les conclusions obtenues avec les mélanges MC sont similaires sur certains points aux conclusions obtenues avec les mélanges patchwork et intimes d'argiles (sous-sections III.2.1 et III.3.1) :

- (i) aucune amélioration n'est notée sur l'estimation des abondances en utilisant les algorithmes linéaires et non-linéaires.
- (ii) pour les mélanges intimes MC, les performances des 3 classes de prétraitements spectraux sont en moyenne les mêmes pour les méthodes linéaires et non-linéaires, avec des exceptions avec l'utilisation de MESMA.
- (iii) l'utilisation de prétraitement dépend donc des minéraux présents dans le mélange.
- (iv) la première classe de prétraitements spectraux obtient de meilleurs résultats dans le cadre de mélanges patchwork, mais pas intimes.
- (v) l'utilisation des données non prétraitées est recommandée en présence de calcite dans le mélange.
- (vi) les meilleures performances sont obtenues pour l'estimation de montmorillonite dans le mélange avec un RMSE de 2,5 %.

Pour les mélanges MQ, le quartz n'ayant pas de figures d'absorption dans le domaine 400-2500 nm, la montmorillonite absorbe tout le rayonnement incident avec un comportement non-linéaire (Clark, 1999). Les spectres avec et sans prétraitement spectral se superposent au spectre pur de montmorillonite. Les performances obtenues pour l'estimation des abondances sont faibles, avec des erreurs de l'ordre de 50,4-65,3 % (RMSE). Les méthodes de démixage non-linéaires, GBM et MLM n'améliorent pas les résultats car ils considèrent les mélanges comme ayant un comportement linéaire (valeurs de γ et de P majoritairement proches de zéro).

Les conclusions obtenues pour les mélanges MQ sont les mêmes pour le point (i), mais les autres conclusions diffèrent à cause des erreurs importantes obtenues en utilisant ces prétraitements spectraux et méthodes de démixage. Les erreurs augmentent linéairement avec la quantité de quartz dans le mélange (50 % d'erreur avec 60 % de quartz dans le mélange; Fig. III.15). Les erreurs dans l'estimation de l'abondance de montmorillonite avec les mélanges MC sont plus faibles et atteignent un maximum dans le mélange (< 20 % RMSE; Fig. III.15) avec l'augmentation de calcite dans le mélange.

Les meilleures performances globales dans l'estimation de la montmorillonite sont comparées aux performances existantes dans la littérature pour l'utilisation de spectroscopie. La montmorillonite a été estimée dans plusieurs types de mélanges de laboratoire, tels que dans l'étude réalisée par Mulder *et al.* (2013); qui utilisent les arbres de régression pour obtenir les abondances des minéraux dans les mélanges composés de smectite-kaolinite-muscovite-calcite-quartz (RMSE \approx 8 %). Ces résultats sont toutefois inférieurs à ceux obtenus par Viscarra Rossel *et al.* (2006a), estimés en utilisant une analyse multivariée (PLSR) pour calculer les abondances dans des mélanges composés de smectite-illite-kaolinite-carbonate-quartz (RMSE \approx 3,4 %). Dans notre étude, des erreurs importantes sont obtenues dans le cas

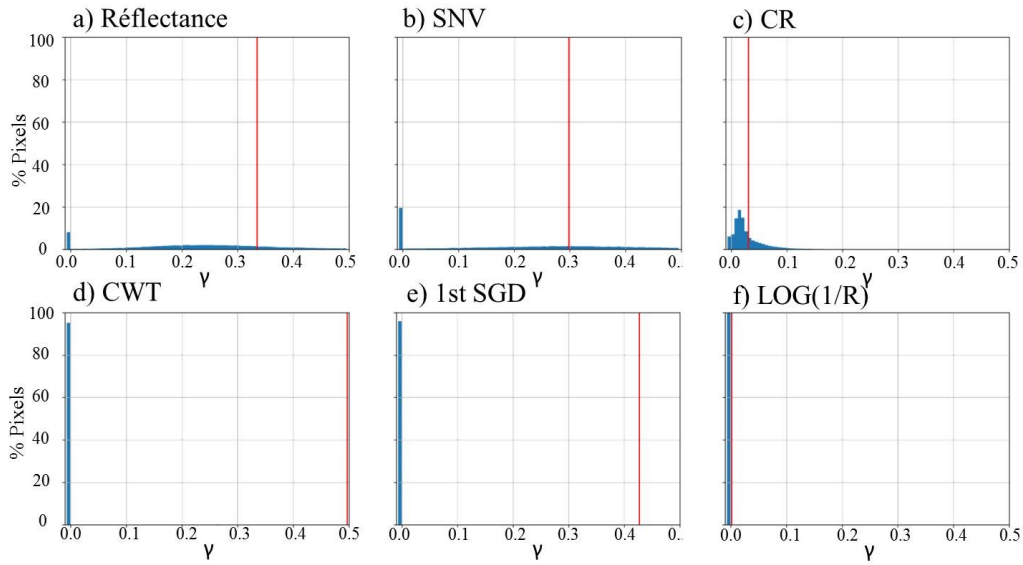


FIGURE III.13 – Histogrammes des valeurs de γ , représentant la contribution de GBM pour tous les mélanges MC, pour a) des données en réflectance, b) à d) pour chaque prétraitement (En rouge : valeur moyenne de γ).

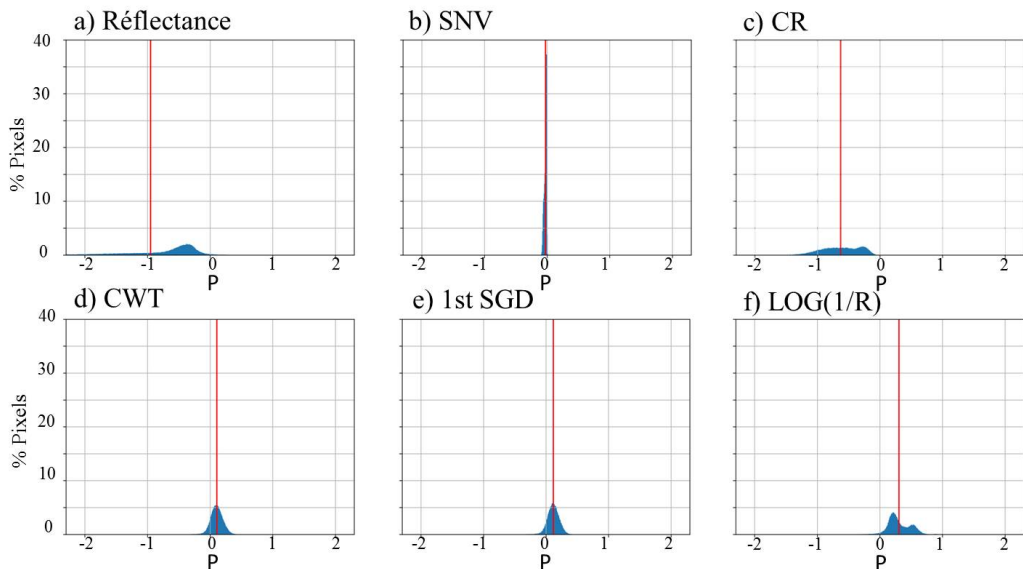


FIGURE III.14 – Histogrammes des valeurs de P , représentant la contribution non-linéaire de MLM pour tous les mélanges MC, pour a) des données en réflectance, b) à d) pour chaque prétraitement (En rouge : valeur moyenne de P).

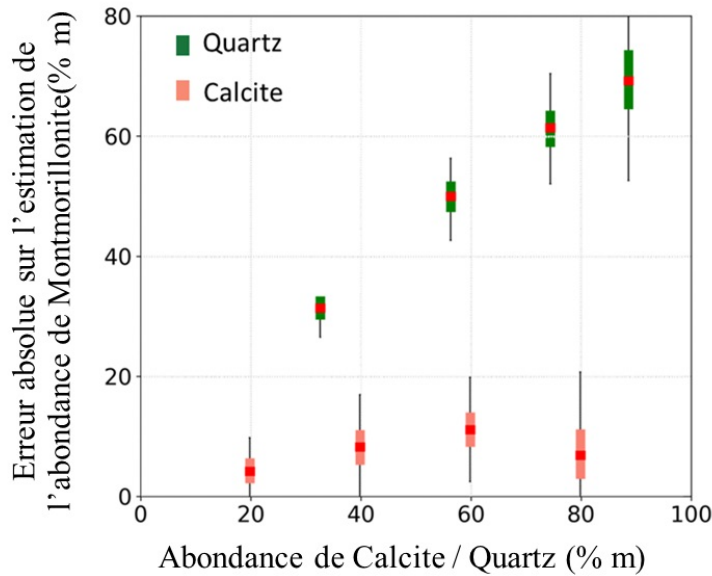


FIGURE III.15 – Erreurs absolues d’estimation de l’abondance en montmorillonite pour les mélanges montmorillonite - quartz et montmorillonite - calcite obtenue avec les données en réflectance pour MESMA (l’un des meilleurs couples de prétraitement spectral/méthode de démixage pour MC, pas de couple trouvé pour MQ).

de mélanges argiles-quartz, car la détection et la quantification du quartz sont toujours des limites importantes pour l’estimation de l’abondance de minéraux dans les sols par spectroscopie dans le domaine 400-2500 nm (Debba *et al.*, 2006; Viscarra Rossel *et al.*, 2006a; Mulder *et al.*, 2013). Plusieurs études choisissent de négliger les abondances de quartz dans le mélange (Mulder *et al.*, 2013). Toutefois, Debba *et al.* (2006) ont montré que la prise en compte du quartz en tant que pôle de mélange lors du démixage produit des résultats plus précis que s’il n’était pas sélectionné. D’un autre côté, Heylen et Scheunders (2016) ont montré que l’utilisation d’Hapke pour l’estimation des minéraux dans les mélanges comprenant de l’alunite et du quartz avec des tailles de grains similaires donnent des résultats avec des erreurs inférieures à 2 %. Au contraire, notre étude a mis en avant des erreurs importantes pour tous les prétraitements spectraux utilisés, et en particulier avec Hapke, ce qui est en contradiction avec le point précédent. Une des raisons serait liée à la granulométrie différente entre le quartz et les autres minéraux (300 μm pour le quartz et 80 μm pour les argiles), qui ne remplit pas l’hypothèse initiale d’isométrie des grains de la version d’Hapke présentée par Heylen et Gader (2014). Des travaux sont en cours pour développer des nouvelles versions d’Hapke afin de s’affranchir de cette limitation (Li et Li, 2011; Li et Milliken, 2015; Robertson *et al.*, 2016).

III.5 Synthèse

Ce chapitre a présenté une étude comparative des performances lors du couplage de quatre méthodes de démixage (linéaires : FCLS et MESMA et non-linéaires : GBM et MLM) avec et sans prétraitement spectraux (SNV, CR, CWT, Hapke, 1st SGD and Log(1/R)), pour l'estimation des abondances de montmorillonite dans le cas de mélanges minéralogiques. L'étude s'appuie sur des données hyperspectrales de laboratoire avec une base de données composée de 21 mélanges intimes et de 8 mélanges patchwork d'argiles (illite, kaolinite, montmorillonite), ainsi que 24 mélanges intimes et de 8 mélanges patchwork de montmorillonite, calcite et quartz.

Les principaux résultats obtenus sont les suivants :

- (i) les performances de démixage dépendent de la minéralogie du mélange.
- (ii) les méthodes linéaires et non-linéaires ont des performances similaires sur ces mélanges, la méthode recommandée est donc la plus simple à utiliser (FCLS), le prétraitement spectral sera à adapter selon la minéralogie du mélange.
- (iii) en cas de mélanges purement composé d'argiles minéralogiques, les prétraitements CWT et 1st SGD ont les meilleures performances sur le démixage en diminuant la variabilité intra-échantillon.
- (iv) dans le cas de mélanges d'argiles avec de la calcite, Log(1/R) ainsi que les données sans prétraitement ont les meilleurs résultats pour le démixage.
- (v) dans le cas de mélanges d'argiles avec du quartz, aucune méthode parmi celles testées n'est recommandée, à cause de l'absence d'absorption de ce minéral.

Cette expérimentation ayant eu lieu dans un contexte de laboratoire, il est nécessaire de valider nos méthodes sur des données sols en conditions réelles. En effet, la présence de matière organique, d'autres minéraux ou la variation de la rugosité des sols va altérer les performances de démixage.

Chapitre IV

Quantification des argiles minéralogiques sur des sols naturels

IV.1 Introduction

Le chapitre précédent a permis d'évaluer les méthodes de démelange sur des mélanges contrôlés de minéraux en laboratoire. Les performances des algorithmes de démelange restent à être évaluées sur des sols naturels pour lesquels l'influence de la rugosité du sol, de la présence de matière organique et de l'humidité doivent être pris en compte.

L'objectif de ce chapitre est double (Fig. IV.1) :

- Dans une première partie, la question du choix des pôles de mélange s'est posé. En effet, les méthodes d'estimation par démelange sont dépendantes des spectres des minéraux purs mis en entrée des modèles. Si ceux-ci ne sont pas connus, des méthodes de détection des pôles de mélange sont utilisées (cf. partie II.3.2) afin de les identifier. Si, au contraire, les PM sont connus, les spectres sont issus de bibliothèques spectrales telles que la bibliothèque USGS ou des spectres de minéraux purs tirés de notre jeu de données de laboratoire (cf sous-section II.2.1).
- Dans une deuxième partie, les performances de plusieurs méthodes de démelange sont comparées pour l'estimation de chaque type d'argile et plus particulièrement de celle de la montmorillonite.

Un schéma récapitulatif du processus méthodologique suivi est donné dans la figure IV.1. Les spectres de sols pour chaque site d'étude sont décrits dans la section IV.2, les résultats concernant l'extraction des pôles de mélange (détection et comparaison des bibliothèques spectrales) sont analysés dans la section IV.3. Enfin les résultats de démelange sont présentés dans la section IV.4.

IV.2 Analyse des spectres de sols

Dans un premier temps, il est nécessaire d'analyser les spectres issus des images hyperspectrales de terrain, afin de les comparer avec les spectres de mélanges acquis en laboratoire. En effet, des bandes d'absorption spécifiques à la présence de végétation ou d'autres minéraux peuvent être visibles, et occulter les bandes d'absorption spécifiques aux argiles. De plus, les conditions de mesure (ensoleillement, etc.) vont influencer ces spectres. Les données sont analysées visuellement, pour chaque site d'étude, sur les zones "sub" où des échantillons ont été analysés par DRX, ce qui fait un total de 4 "sub" pour Coinces, 3 "sub" pour Mareau et 6 "sub" pour Gémigny. Les spectres ne sont pas analysés sur la totalité de chaque

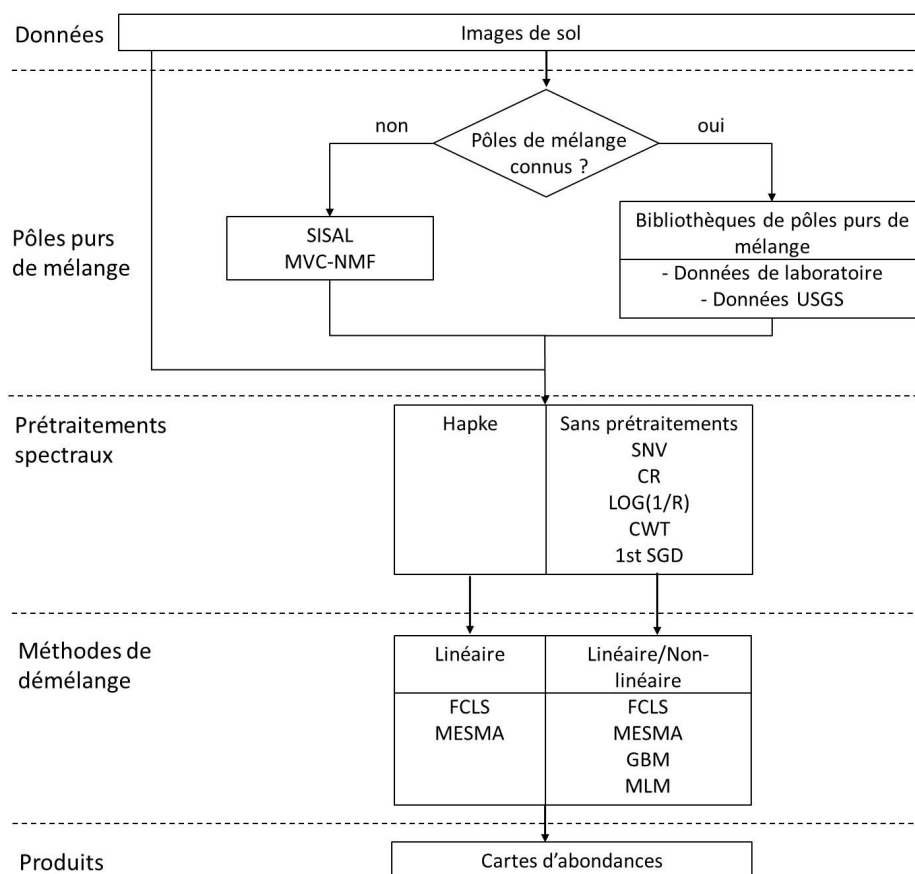


FIGURE IV.1 – Processus méthodologique suivi pour l'étude des images de sols.

« sub » de l'image, mais sur une zone de $50 \times 50 \text{ cm}^2$ environ ($50 \times 50 \text{ pixels}^2$) couvrant la zone exacte du prélèvement analysé par DRX. L'effet des prétraitements spectraux est aussi comparé sur ces données.

Les spectres de réflectance mesurés sur chaque site d'étude : Coinces (Fig. IV.2a), Gémigny (Fig. IV.3a), Mareau (Fig. IV.4a), ne présentent pas de bandes d'absorption caractéristiques des argiles visibles en dehors de la bande d'absorption à 2200 nm, qui reste peu marquée. La variabilité intra-échantillon est de l'ordre de 20 % (\pm écart-type) pour toutes les zones (sub) de Coinces et de l'ordre de 5 % (\pm écart-type) pour les zones de Gémigny et de Mareau. Les valeurs de réflectance se situent entre 15 % et 40 % de réflectance pour Coinces, 15 % et 35 % pour Gémigny, 15 % et 25 % pour Mareau. A titre de comparaison, les spectres obtenus avec les données de mélanges contrôlés de minéraux argileux contenant des argiles et du quartz ont des niveaux de réflectance plus importants (entre 45 % et 75 % dans le même domaine spectral). L'ajout de calcite dans les minéraux contrôlés augmente le niveau de réflectance jusqu'à 90 %. Il n'existe pas de différences significatives entre les spectres des différentes zones ("sub") échantillonnées au sein d'un même site.

On retrouve les mêmes effets spectraux que ce qui a été constaté sur les mesures de laboratoire. Les mêmes observations en termes de bandes d'absorption et de variabilité intra-échantillon sont constatées avec les prétraitements Hapke et Log(1/R) (Fig. IV.2e,g, IV.3e,g, IV.4e,g) qu'avec les données en réflectance.

Le prétraitement SNV (Fig. IV.2 IV.3 IV.4b) ne supprime pas le continuum mais diminue la variabilité intra-échantillon. Néanmoins, un bruit important est relevé sur ces spectres. L'absorption à 2200 nm est clairement visible avec ce prétraitement. Dans le cas du site de Coinces (Fig. IV.2c), le CR entraîne une variabilité intra-échantillon plus importante pour le spectre de la zone Coinces-sub4. La figure d'absorption est marquée à 2200 nm. Les spectres issus des prétraitements CWT (Fig. IV.2d, IV.3d, IV.4d) et 1st SGD (Fig. IV.2f, IV.3f, IV.4f) ont une faible variabilité intra-échantillon, et des bandes d'absorption visibles à 2200 nm et entre 2320 – 2360 nm.

Les spectres ont des bandes d'absorption plus faibles que ceux acquis en laboratoire (Chapitre III). Cette constatation est liée à la faible concentration des minéraux argileux dans le mélange (Table II.3). De plus, aucune bande d'absorption spécifique à d'autres minéraux et à de la matière organique n'est visible, ce qui est cohérent avec les analyses des échantillons de sol (Table II.4). En effet, outre les minéraux argileux seuls des minéraux non-signants dans le domaine 0,4-2,5 μm sont présents dans les sols.

Les performances de l'extraction des PM et du démélange appliquées sur les données en réflectance vont éventuellement être limitées par la faible absorption spectrale des argiles à 2200 nm. Néanmoins, les prétraitements pourraient augmenter la visibilité des bandes d'absorption des argiles afin d'améliorer le démélange.

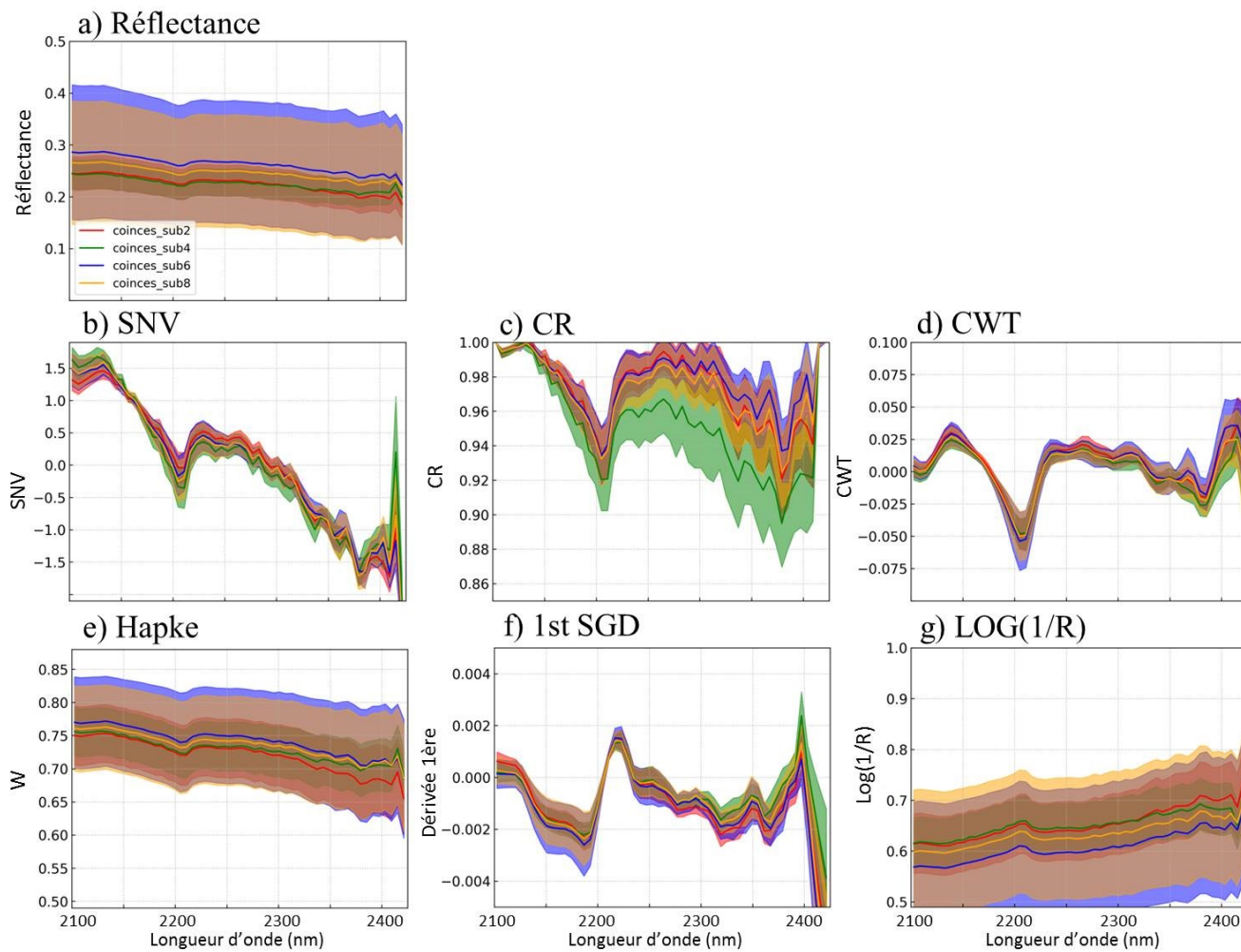


FIGURE IV.2 – Spectres pour les zones « sub » sélectionnées sur l'image du site de Coinces : a) en réflectance et avec b) à g) l'application de 6 prétraitements spectraux (trait continu : spectre moyen, aire colorée : moyenne \pm un écart-type).

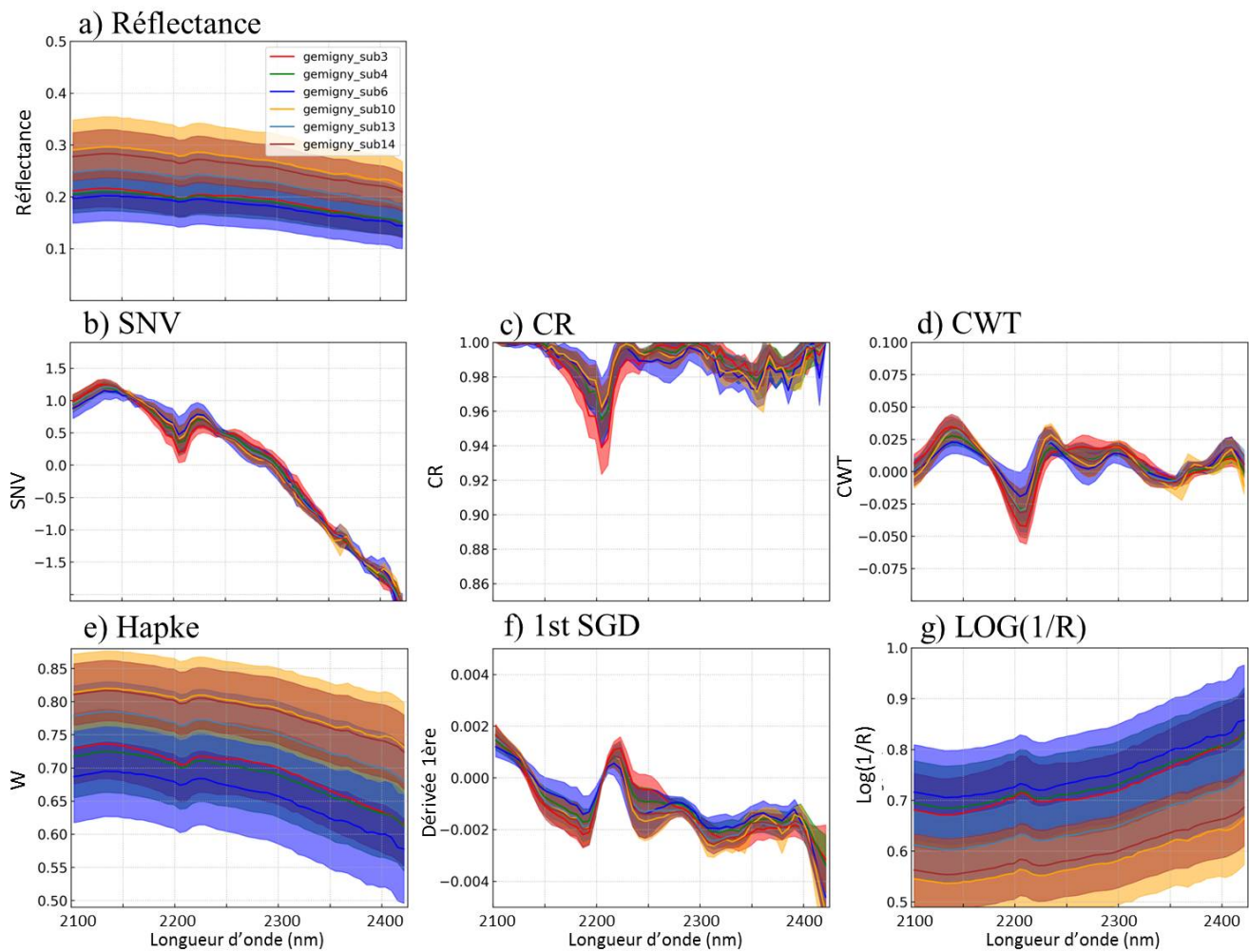


FIGURE IV.3 – Spectres pour les zones « sub » sélectionnées sur l'image du site de Gémigny : a) en réflectance et avec b) à g) l'application de 6 prétraitements spectraux (trait continu : spectre moyen, aire colorée : moyenne \pm un écart-type).

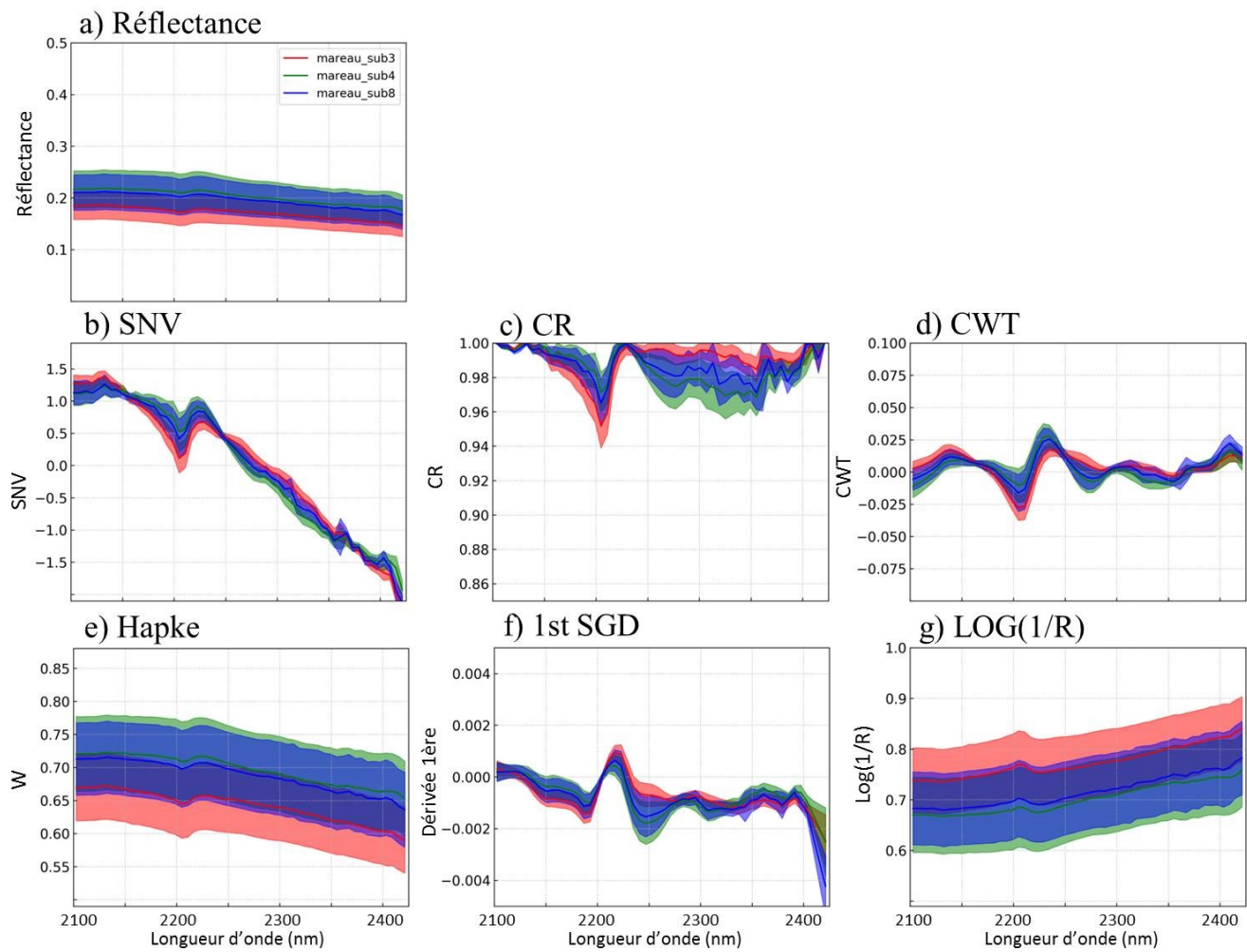


FIGURE IV.4 – Spectres pour les zones « sub » sélectionnées sur l'image du site de Mareau : a) en réflectance et avec b) à g) l'application de 6 prétraitements spectraux (trait continu : spectre moyen, aire colorée : moyenne \pm un écart-type).

IV.3 Choix des pôles de mélanges

Les méthodes de démixage nécessitent de connaître les spectres des minéraux intervenant dans le mélange, les PM. Or, des méthodes existent pour détecter de manière automatique les PM au sein d'une scène. Les spectres issus de bibliothèques spectrales sont d'abord analysés, puis les performances des méthodes de détection des PM seront évaluées et comparées aux données spectrales précédemment présentées.

IV.3.1 Utilisation de bibliothèques spectrales

Les données spectrales de référence sont présentées et comparées dans cette partie. L'analyse des sols par DRX (Table. II.3) montre plusieurs groupes de minéraux :

1. les minéraux gonflants comprenant les minéraux interstratifiés et la montmorillonite,
2. l'illite,
3. la kaolinite,
4. les minéraux non-signants dans le domaine 2200-2500 nm (feldspaths potassiques, quartz).
5. la calcite (présente seulement sur le site d'étude de Coinces et donc seulement utilisée comme PM dans cette image).

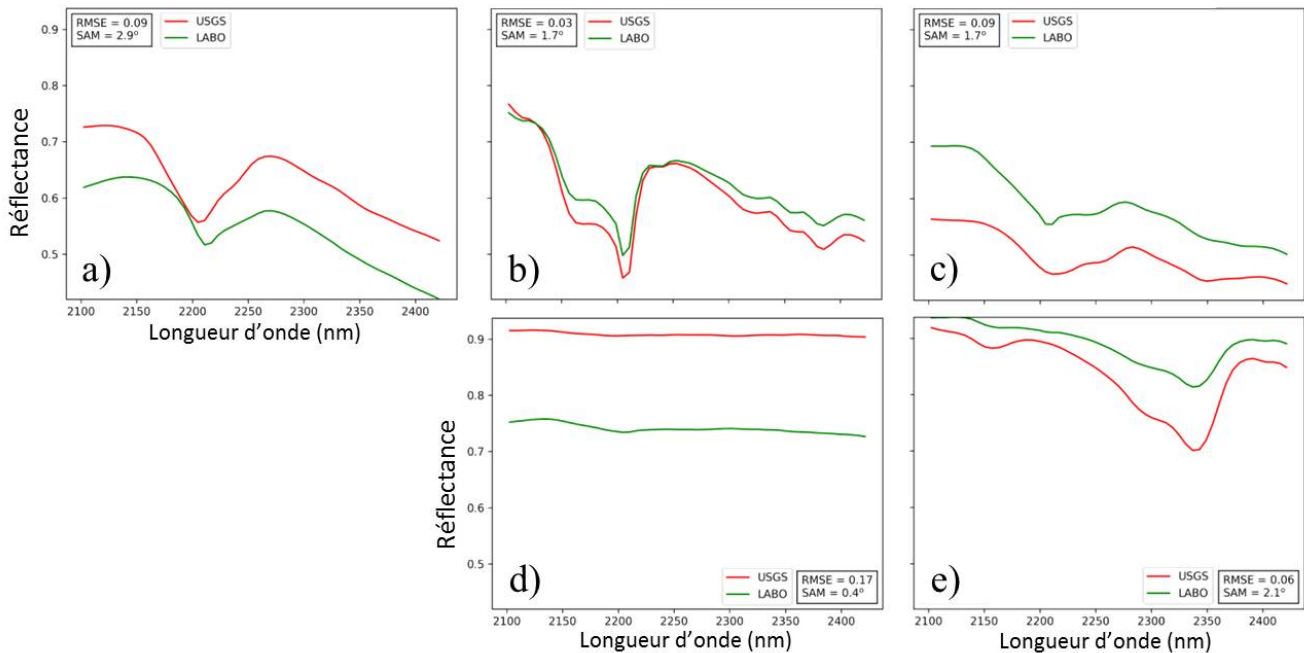


FIGURE IV.5 – Pôles de mélange venant des minéraux utilisés en laboratoire (vert) et de la bibliothèque USGS (rouge) : a) montmorillonite, b) kaolinite, c) illite, d) quartz, e) calcite.

Les spectres de réflectance des bibliothèques spectrales à notre disposition sont comparés. La première correspond aux spectres moyens issus des images de minéraux purs de la bibliothèque spectrale de données acquises en laboratoire (section II.2.1). La seconde correspond aux spectres issus de la bibliothèque spectrale USGS (Kokaly *et al.*, 2017). Tous les spectres sont présentés dans la Fig. IV.5.

Les spectres dans chaque classe présentent des différences quantifiées par une valeur d'angle spectral (SAM, Equation II.12) de 3° maximum pour le cas de la montmorillonite. La position de la bande d'absorption entre les deux spectres de cette classe est décalée de 10 nm. Le $RMSE_{\text{spectral}}$ (Equation II.13) est maximal pour le cas du quartz (valeur de 17 %), mais avec un angle spectral de $0,4^\circ$. Toutes les classes ont les mêmes bandes d'absorption et des niveaux de réflectance différents entre les deux bibliothèques avec une différence maximale de 15 % dans le cas du quartz. Cette valeur de biais diffère selon les PM et est la plus faible dans le cas de la kaolinite (3 % de RMSE). Dans le cas de la calcite, les bandes d'absorption sont similaires entre les deux bibliothèques mais ont une profondeur différente.

Dans la littérature, la valeur de seuil standard pour discriminer deux spectres est de 0,1 radians ($5,7^\circ$) avec le SAM (van der Meer, 2006). Une autre valeur de seuil de 0,065 radians ($3,7^\circ$) a été trouvée empiriquement pour différencier deux spectres d'argiles dans le domaine du SWIR (Crósta *et al.*, 1998). Les différences entre les deux bibliothèques spectrales sont inférieures à ces seuils et sont considérées comme similaires.

IV.3.2 Extraction des pôles de mélange sans connaissances a priori

Les méthodes d'extraction automatique des pôles de mélange ont été appliquées sur l'ensemble des images. Les méthodes utilisées sont SISAL (Bioucas-Dias, 2009) et MVC-NMF (Miao et Qi, 2007), se basent sur la forme du simplexe (cf section II.3.2).

Plusieurs configurations et paramètres ont été testés :

- Le nombre de PM dans le mélange (ici, basé sur les données DRX), 4 ou 5.
- Les performances de ces méthodes étant dépendantes de l'initialisation de la matrice des PM, deux initialisations différentes ont été testées :
 1. une méthode automatique d'extraction de pôles de mélange (VCA, Nascimento et Dias (2005))
 2. utilisation des PM acquis en laboratoire

Les performances d'extraction des PM sont évaluées de manière visuelle en les comparant avec les données spectrales des minéraux purs de laboratoire par deux moyens : d'abord, en comparant la forme des spectres détectés, puis en comparant la position des PM dans le nuage de points formé par les pixels. Comme les résultats sont similaires entre les sites étudiés, seul le site de Gémigny est présenté.

IV.3.2.1 Initialisation des méthodes par VCA

Les résultats des méthodes SISAL et MVC-NMF pour l'image de Gémigny sont présentés dans la Figure IV.6. Les spectres trouvés, pour 4 ou 5 pôles de mélanges choisis, présentent une bande d'absorption très faible et n'ont aucun trait commun avec les spectres de référence et, dans le cas de SISAL, présentent des valeurs de réflectance négatives. De plus, selon le nombre de PM choisi en entrée, les spectres peuvent être assez différents entre le cas à 4 pôles de mélange (Fig. IV.6 a, Fig. IV.6 c) et à 5 pôles de mélange (Fig. IV.6 b, Fig. IV.6d).

Les formes de spectres obtenues avec SISAL sont toutefois assez différentes entre elles lorsque 4 PM sont recherchés (Fig. IV.6a). Sur ces spectres on retrouve les bandes d'absorption à 2275 nm (PM 1), une absorption correspondant à l'absorption Al-OH (PM 2) et deux sans absorption (PM 3 et 4), dont un de réflectance négative (PM 4). Pour 5 PM recherchés, on retrouve sur les spectres trouvés une absorption correspondant à l'absorption Al-OH (PM 1), un spectre avec une absorption à 2275 nm (PM 5), des spectres sans absorption (PM 2 et 4), et un spectre avec une valeur de réflectance négative (PM 3). Les spectres détectés avec SISAL se trouvent bien à l'extérieur du nuage de points comprenant l'ensemble des pixels de l'image (Fig. IV.6a,b).

Dans le cas de MVC-NMF, au contraire, les spectres de réflectance présentent une forme commune, avec une absorption peu marquée à 2200 nm (Fig. IV.6c). Néanmoins, seul le niveau de réflectance varie entre ces spectres. Ces spectres sont situés dans le nuage de points et ne correspondent donc pas aux spectres des minéraux purs. Les spectres détectés sont alignés au sein du simplexe, dans le plan des deux composantes principales (PC), mais le sont en bordure du simplexe quand la troisième composante principale est représentée (Fig. IV.6c,d). Les spectres de matériaux purs utilisés comme référence (spectres de laboratoire), n'entourent pas le simplexe, ce qui implique l'absence d'un PM de référence.

En conclusion, avec l'initialisation par VCA, MVC-NMF et SISAL ne permettent pas de retrouver les signatures spectrales des minéraux présents dans les sols. Néanmoins, les spectres extraits avec SISAL sont ceux qui vont posséder des signatures les plus différentes, mais éloignés des spectres purs d'argiles (hormis pour un spectre possédant l'absorption Al-OH).

IV.3.2.2 Initialisation des méthodes avec la bibliothèque spectrale mesurée en laboratoire

Les méthodes d'extraction des PM sont appliquées avec l'initialisation de la matrice des pôles de mélange correspondant aux spectres de la bibliothèque spectrale de laboratoire. Lorsque 4 PM sont recherchés les méthodes sont initialisées avec les PM suivants : la classe de minéraux gonflants (montmorillonite), l'illite, la kaolinite et le quartz. Lorsque 5 PM sont recherchés, les PM présentés avant sont utilisés pour l'initialisation, avec deux variantes considérées : l'existence d'un minéral supplémentaire, la calcite ou l'existence de végétation au sein du mélange. Le spectre de végétation est la moyenne des spectres du masque "végétation" présenté dans la partie II.2.2.2.

Les résultats de la méthode SISAL pour l'image de Gémigny, sont présentés dans la Fig. IV.7. Les spectres estimés, pour 4 ou 5 pôles de mélanges choisis, présentent une bande d'absorption très faible et sont tous identiques. Les spectres détectés avec SISAL se trouvent à l'intérieur du simplexe comprenant l'ensemble des pixels de l'image (Fig. IV.7b,d,f).

Les résultats de la méthode MVC-NMF sont présentés dans la (Fig. IV.8). Les spectres trouvés, pour 4 ou 5 pôles de mélanges choisis, présentent une bande d'absorption très faible et sont quasiment identiques au niveau de réflectance près. De plus, ils ne présentent aucun trait commun avec les spectres de référence. Les spectres détectés sont alignés au sein du simplexe, en regardant les deux composantes principales (Fig. IV.8b,d).

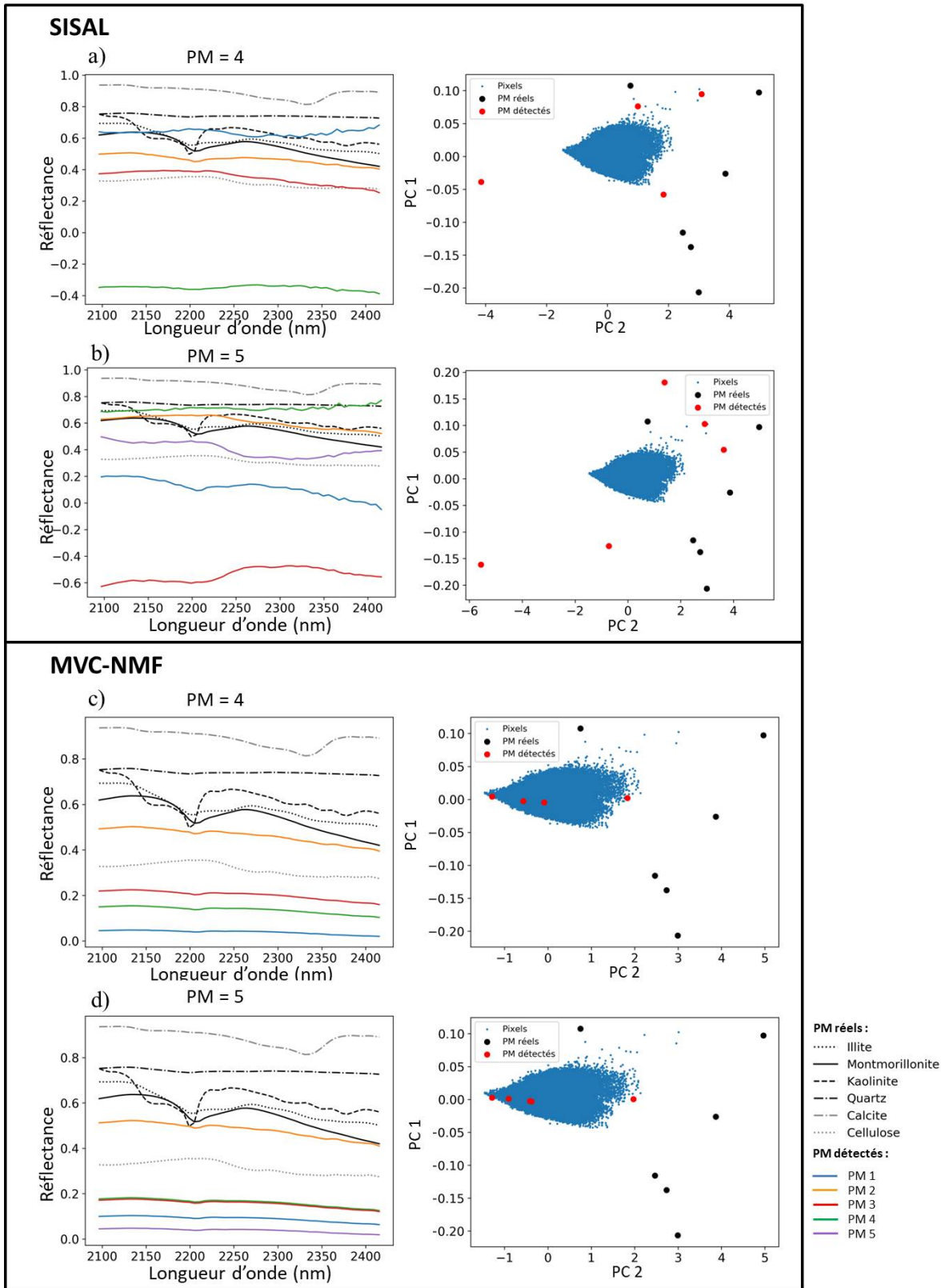


FIGURE IV.6 – Résultats des méthodes d'extraction des pôles de mélange avec initialisation des PM avec l'algorithme VCA pour l'image de Gémigny en réflectance. Spectres détectés et réels (spectres de minéraux purs de la bibliothèque spectrale de laboratoire) et simplex de mélange pour a) la méthode SISAL pour la recherche de 4 pôles de mélange, b) la méthode SISAL pour la recherche de 5 pôles de mélange, c) la méthode MVC-NMF pour la recherche de 4 pôles de mélange d) la méthode MVC-NMF pour la recherche de 5 pôles de mélange.

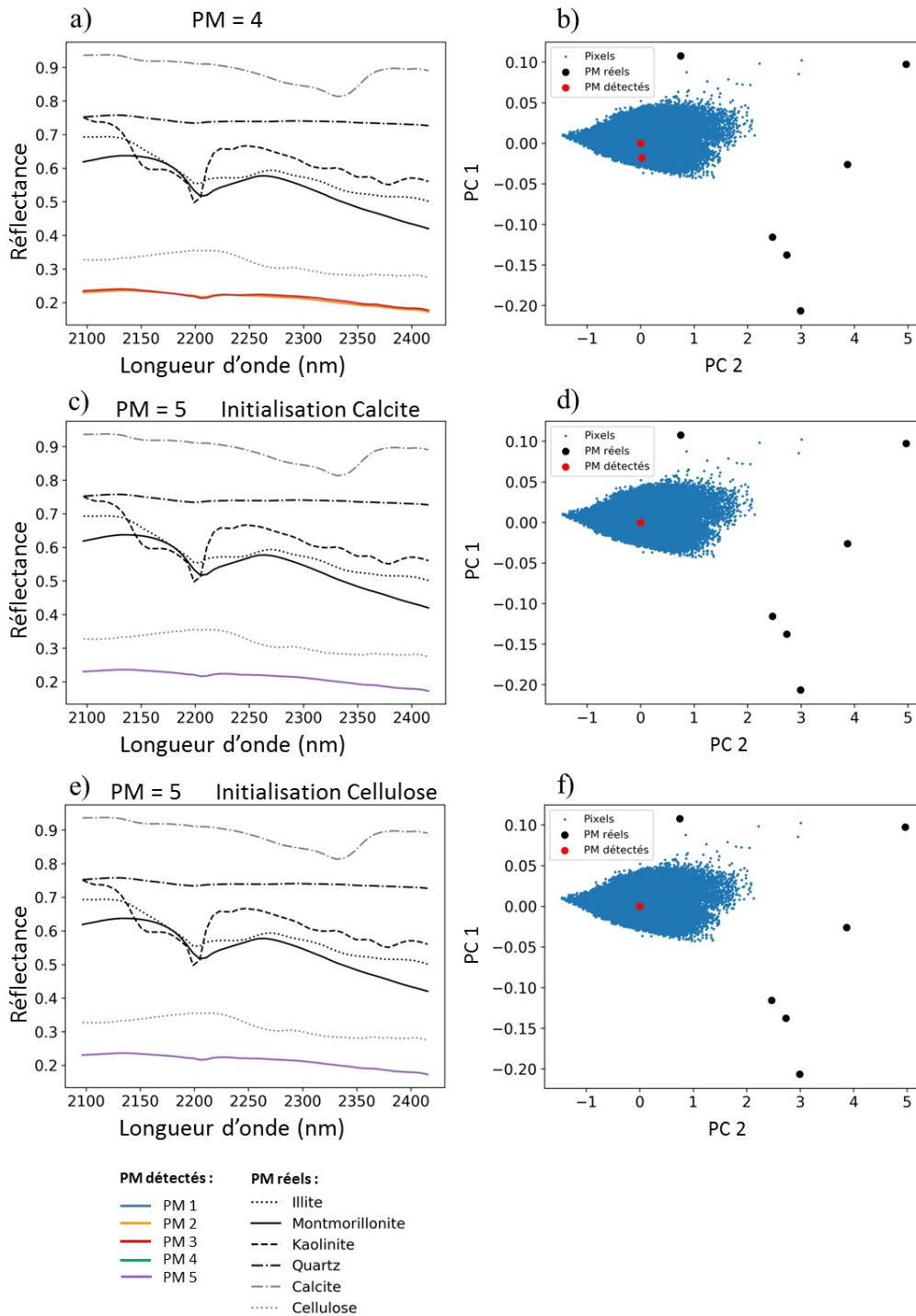


FIGURE IV.7 – Résultats de la méthode d'extraction des pôles de mélange SISAL, initialisée avec les spectres de réflectance pour l'image de Gémigny a, b) recherche de 4 pôles de mélange (I, M, K, Q) c,d) recherche de 5 pôles de mélange (I, M, K, Q et Calcite), e,f) recherche de 5 pôles de mélange (I, M, K, Q et Cellulose).

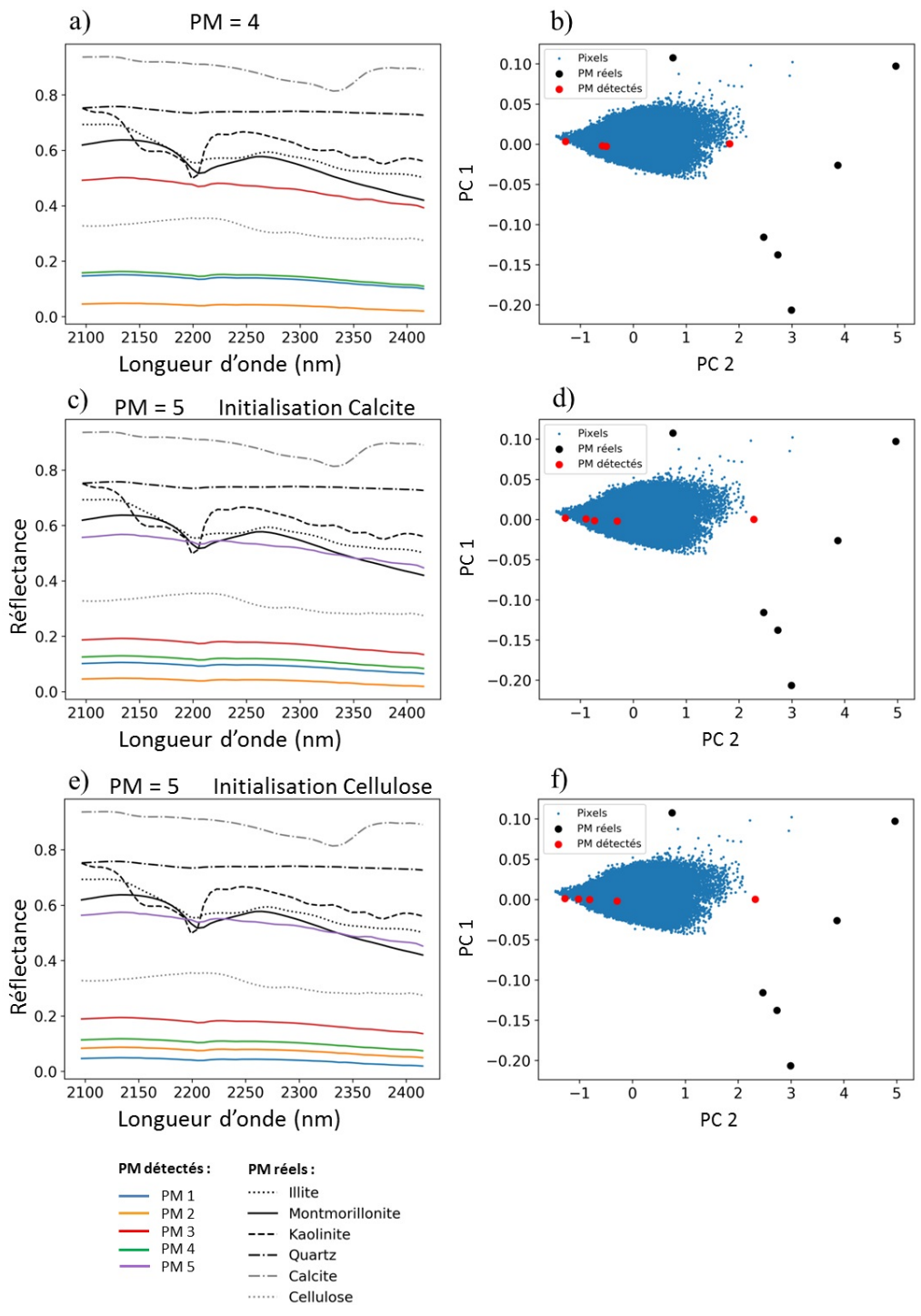


FIGURE IV.8 – Résultats de la méthode d'extraction des pôles de mélange MVC-NMF, initialisée avec les spectres de réflectance pour l'image de Gémigny a, b) recherche de 4 pôles de mélange (I, M, K, Q) c,d) recherche de 5 pôles de mélange (I, M, K, Q et Calcite), e,f) recherche de 5 pôles de mélange (I, M, K, Q et Cellulose).

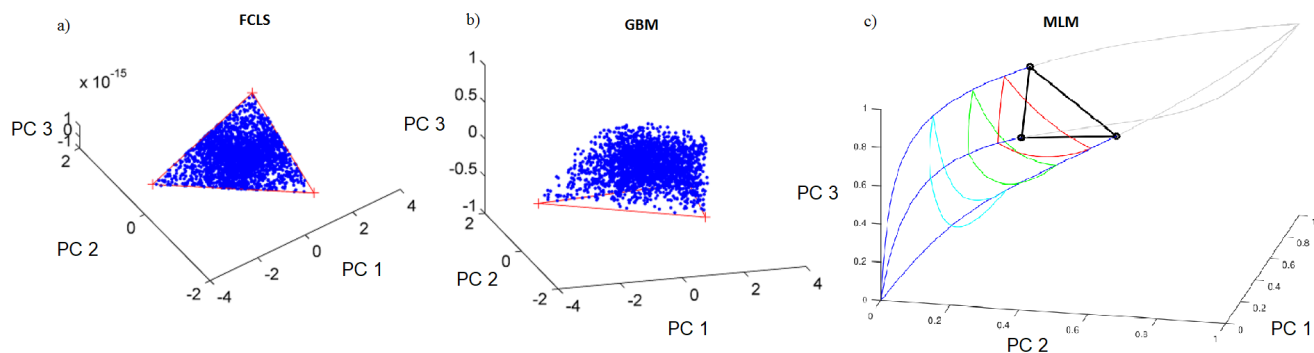


FIGURE IV.9 – Représentation de mélanges comprenant 3 pôles de mélange en 3 dimensions pour les méthodes de démixage a) b) FCLS et GBM, les croix rouges représentent les PM et les points bleus, les pixels de l'image c) MLM, avec les points noirs représentant les PM et la position du simplexe quand P est compris entre [0,1] en bleu et avec $P < 0$ en gris. Valeurs de $P = 0,25$ (rouge), $P = 0,5$ (vert), $P = 0,75$ (cyan) (Altmann *et al.*, 2011; Heylen et Scheunders, 2016).

IV.3.2.3 Bilan

La littérature a mis en avant que les performances de ces algorithmes d'extraction des pôles de mélange sont faibles dans le cas de mélange avec peu de variabilité dans la composition des abondances sur les pixels étudiés (Fig. II.17). Ici, comme les sols contiennent peu d'argiles, avec peu de variabilité de mélange de minéraux ($\pm 10\%$ de variation des abondances des minéraux dans chaque site d'étude), nous nous retrouvons dans un cas où ces algorithmes ne fonctionnent pas (Bioucas-Dias *et al.*, 2012).

De plus, dans la représentation géométrique des résultats, les PM trouvés ne se situent pas dans aux extrémités du simplexe mais dans le nuage de points, signifiant que ces méthodes ne fonctionnent pas pour les jeux de données que nous utilisons. Ce cas peut être atteint dans des cas simulés de mélanges non-linéaires, (Altmann *et al.*, 2011), où le simplexe n'a pas la même forme que dans le cas linéaire, comme on peut le voir dans la figure IV.9.

En dehors des propriétés de mélange du sol, ces méthodes sont aussi limitées car elles sont très dépendantes de leur initialisation. En effet, selon le nombre de PM choisi en entrée et la méthode d'initialisation, les spectres estimés diffèrent, en particulier pour SISAL. L'avantage de MVC-NMF par rapport à SISAL est l'adoption d'une contrainte de non-négativité qui empêche l'extraction de PM avec des valeurs négatives (Bioucas-Dias *et al.*, 2012). Si une bonne initialisation améliore généralement les résultats, ce n'est pas le cas dans le problème traité ici. En conclusion, les algorithmes de détection automatique de pôles de mélange ne donnent pas de résultats satisfaisants sur ces données.

IV.4 Présentation des résultats de démixage

Plusieurs couples de prétraitements-méthodes de démixage ont été évalués sur les données hyperspectrales pour l'estimation des abondances des minéraux argileux.

En premier lieu, nous allons comparer les couples de prétraitement-démélange pour l'estimation des abondances de montmorillonite pour les zones (ou « sub »), dont la phase minérale a été analysée par DRX (Table. II.3). Les abondances estimées sont évaluées à partir des critères présentés dans la sous-section II.3.4 (MB, STDB, RMSE). Ensuite, les meilleures méthodes sont appliquées pour deux bibliothèques spectrales en entrée du démélange afin de les comparer. Les meilleurs résultats obtenus seront interprétés spatialement sur quelques zones. Enfin, le meilleur couple prétraitement-démélange est appliqué sur l'image complète de chaque site d'étude pour évaluer la cohérence spatiale des cartes obtenues.

IV.4.1 Comparaison des méthodes de démélange

Les performances de démélange linéaire avec l'algorithme FCLS en utilisant les spectres des échantillons purs de laboratoire, sont données dans la Fig. IV.10, et ceux avec MESMA dans la Fig. IV.11. Avec ces méthodes, la détection de la montmorillonite n'est pas possible à partir de la réflectance, et des données prétraitées Hapke et $\text{Log}(1/R)$.

Le démélange après SNV estime la montmorillonite avec une variabilité intra-échantillon importante pour Coinces (STDB entre 30 % et 60 %) mais plus faible pour Mareau et Gémigny (STDB entre 2 % et 10 %). Néanmoins, le biais est plus important pour Mareau et Gémigny ($\text{MB} \approx 70\%$). Avec CR, CWT et 1st SGD, pour FCLS et MESMA, les valeurs estimées de montmorillonite sont faibles voire nulles (entre 2 et 5 %), avec des RMSE de l'ordre de 10 % à 22 %.

Les performances de démélange non-linéaires sont données pour l'algorithme GBM (Fig. IV.12) et avec la méthode MLM (Fig. IV.13). Avec GBM, la détection de la montmorillonite n'est pas possible en utilisant la réflectance, ou avec Hapke et $\text{Log}(1/R)$. Au contraire, avec MLM, on obtient des erreurs faibles en réflectance pour les trois sites d'étude (RMSE entre 3 % et 15 %).

Les méthodes SNV-GBM et SNV-MLM conduisent à des performances d'estimation de l'abondance de la montmorillonite similaires à celles des méthodes de démélange linéaire : Mareau et Gémigny (STDB entre 2 % et 10 %, $\text{MB} \approx 70\%$) et Coinces (STDB entre 30 % et 60 %, MB entre 18 % et 42 %). Avec CR-GBM et CR-MLM, les valeurs d'abondances estimées sont proches de 0 % pour la montmorillonite.

Les performances des algorithmes non-linéaires se différencient entre le GBM et MLM. les méthodes CWT-GBM et 1stSGD-GBM ont des résultats similaires à ceux obtenus avec l'algorithme FCLS. Avec MLM, les deux prétraitements obtiennent des meilleurs résultats qu'avec les autres algorithmes de démélange. Le couple CWT-MLM obtient des RMSE sur l'estimation de la montmorillonite entre 10 et 18 % pour toutes les zones, hormis celles de Mareau, où la montmorillonite n'est pas détectée. Avec le prétraitement 1st SGD on obtient des erreurs faibles pour les trois sites étudiés (RMSE compris entre 3 % et 15 %).

En conclusion, il apparaît, d'un côté, que l'algorithme MLM obtient les meilleures performances pour l'estimation de l'abondance de la montmorillonite lors du démélange, au contraire des algorithmes FCLS, MESMA et GBM. GBM obtient les mêmes performances que les algorithmes linéaires car il estime nulle la fraction non-linéaire, γ (cf. annexe IV.25). Aussi, les meilleurs couples identifiés pour le démélange sont 1st SGD-MLM et REF-MLM, et seront utilisés par la suite.

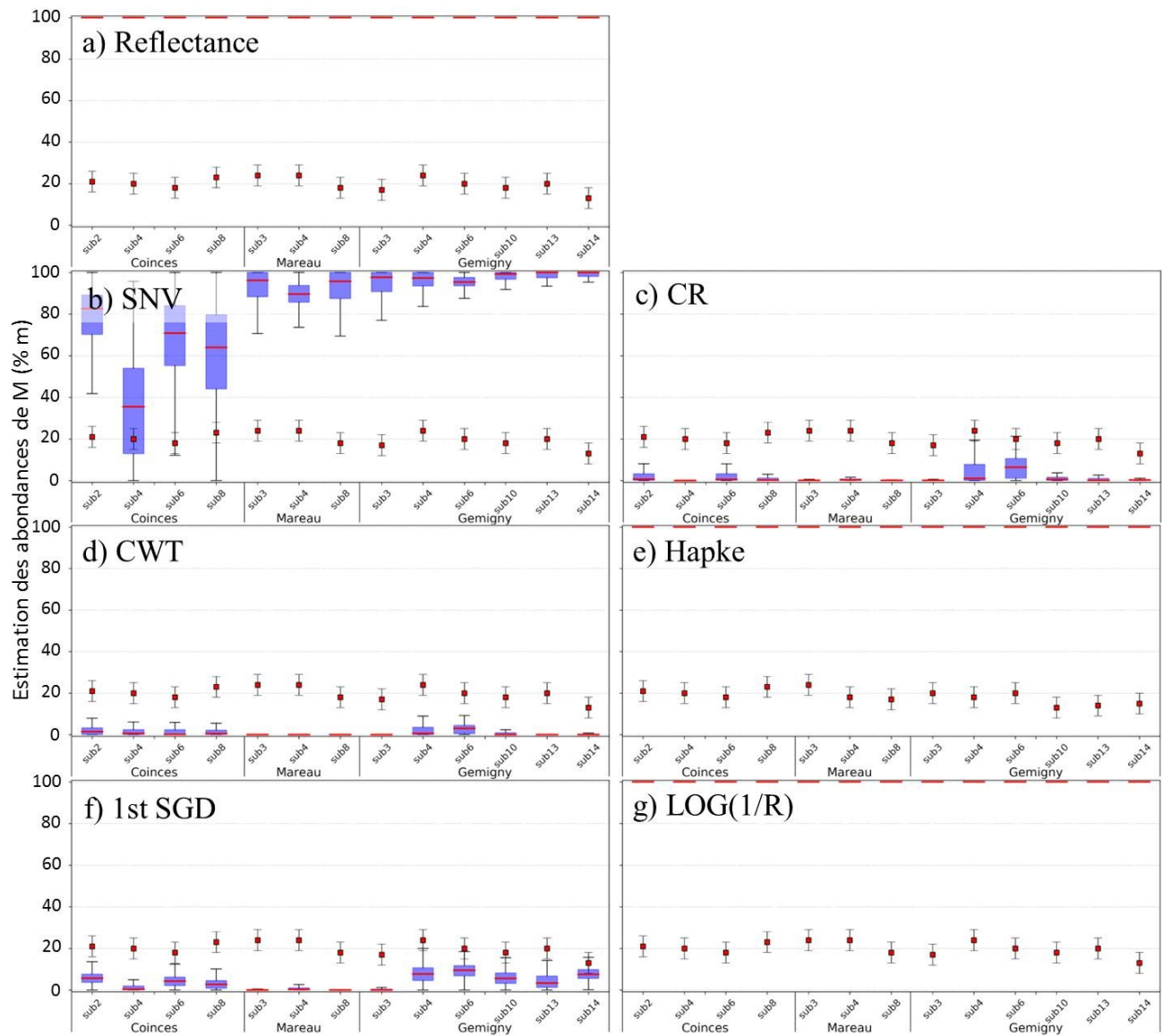


FIGURE IV.10 – Représentation en boxplot (en bleu) des performances des méthodes de démixage pour l’estimation des abondances de Montmorillonite sur les 3 sites, pour l’algorithme de démixage FCLS et différents prétraitements spectraux. Les boxplot rouges représentent la donnée de validation DRX pour l’échantillon considéré, avec l’écart-type de l’erreur de mesure.

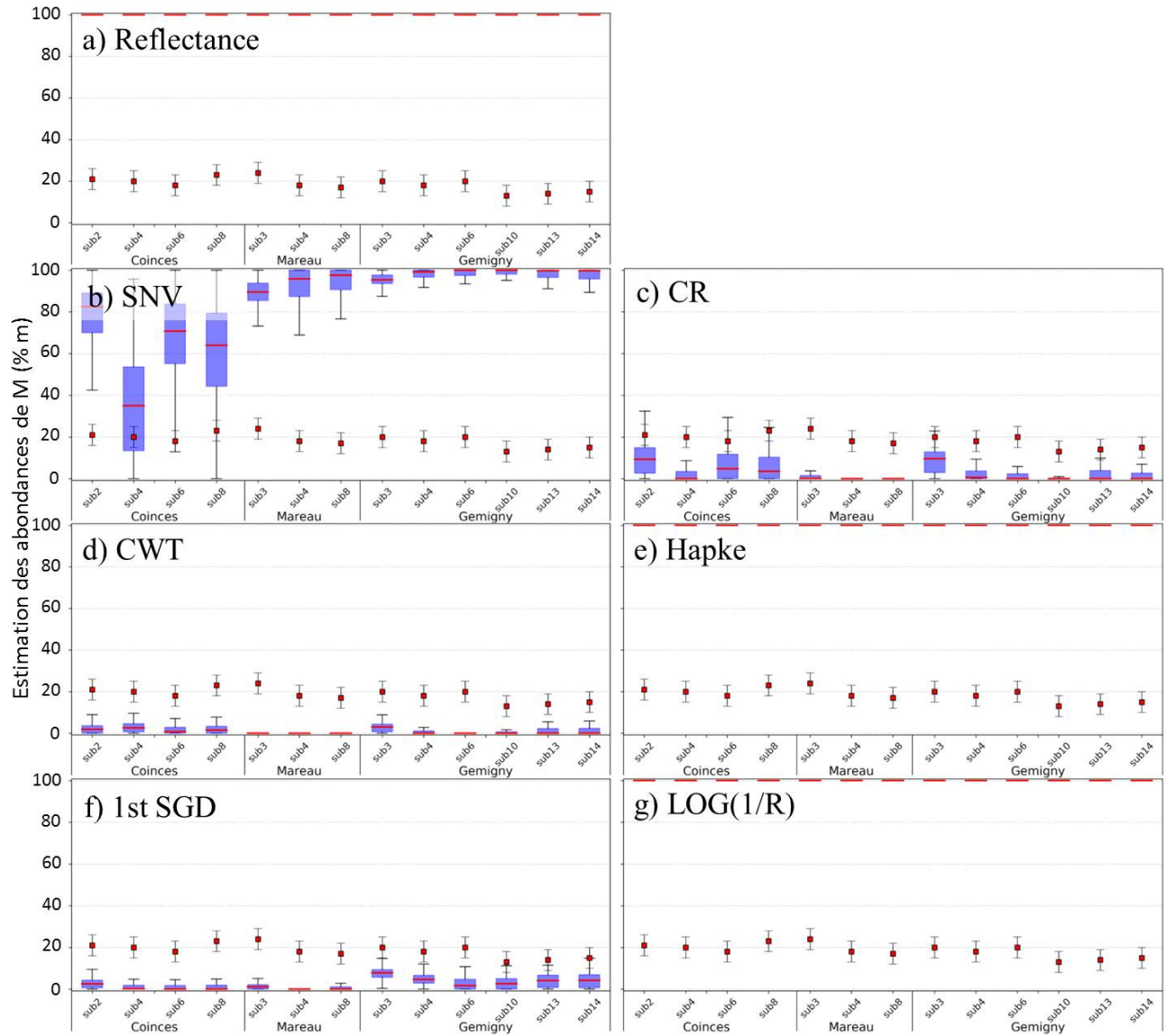


FIGURE IV.11 – Représentation en boxplot (en bleu) des performances des méthodes de démixage pour l’estimation des abondances de Montmorillonite sur les 3 sites, pour l’algorithme de démixage MESMA et différents prétraitements spectraux. Les boxplot rouges représentent la donnée de validation DRX pour l’échantillon considéré, avec l’écart-type de l’erreur de mesure.

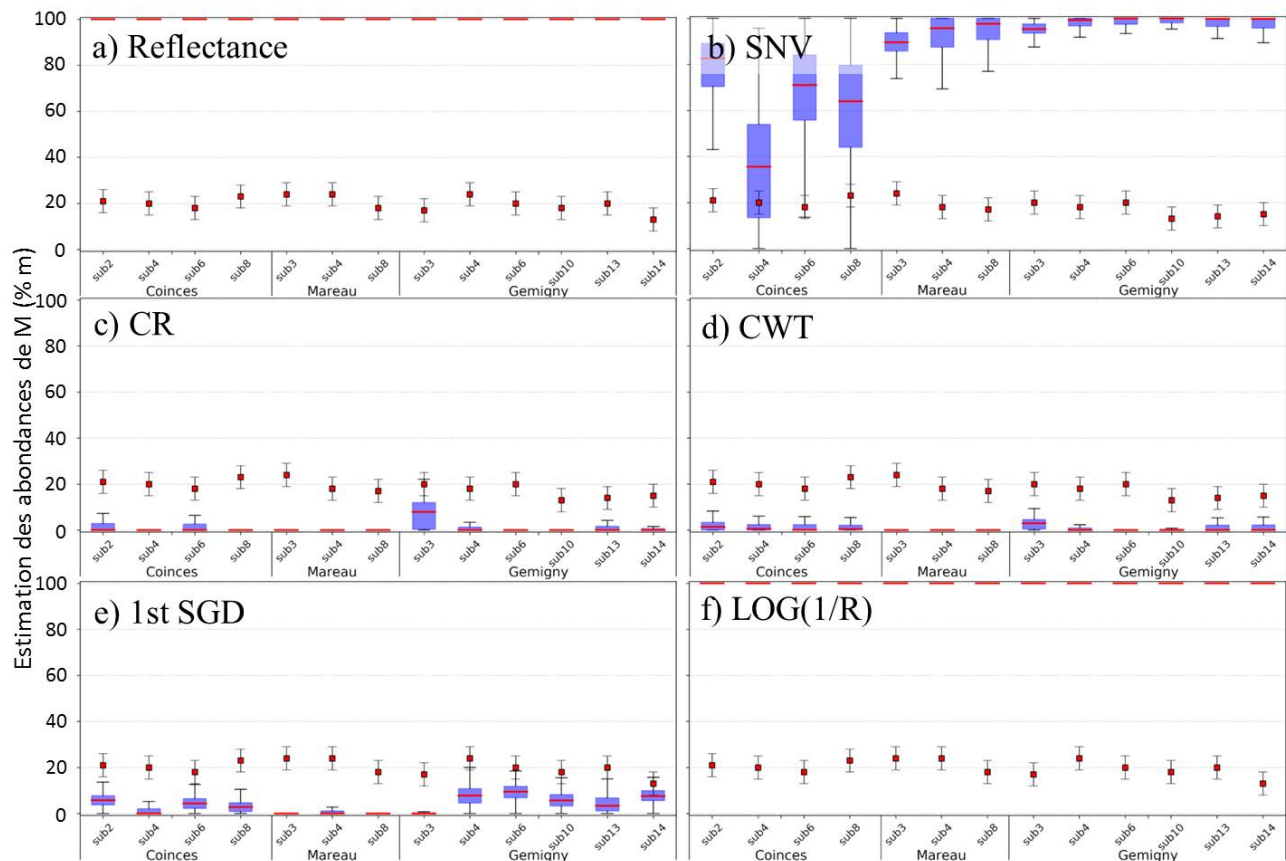


FIGURE IV.12 – Représentation en boxplot (en bleu) des performances des méthodes de démixage pour l’estimation des abondances de Montmorillonite sur les 3 sites, pour l’algorithme de démixage GBM et différents prétraitements spectraux. Les boxplot rouges représentent la donnée de validation DRX pour l’échantillon considéré, avec l’écart-type de l’erreur de mesure.

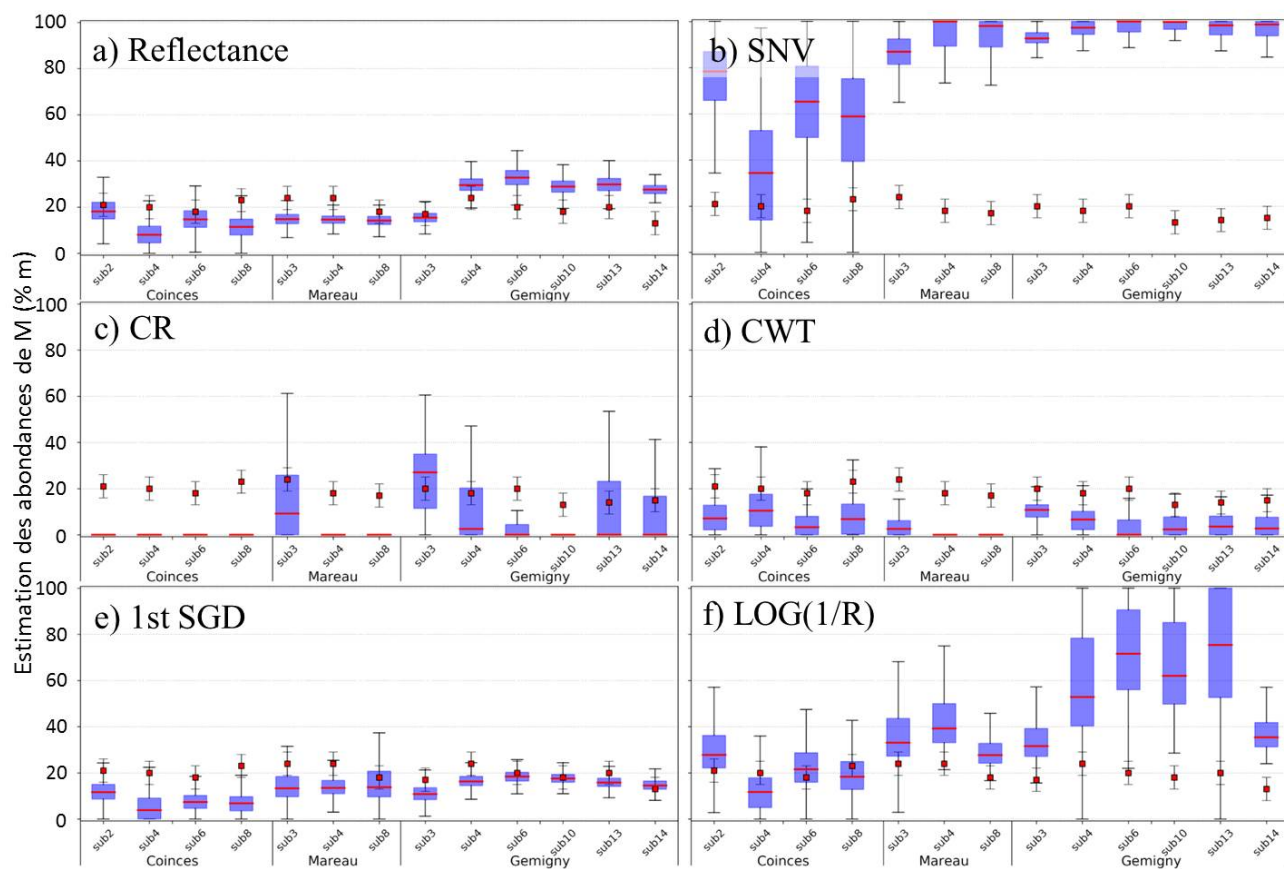


FIGURE IV.13 – Représentation en boxplot (en bleu) des performances des méthodes de démixage pour l’estimation des abondances de Montmorillonite sur les 3 sites, pour l’algorithme de démixage MLM et différents prétraitements spectraux. Les boxplot rouges représentent la donnée de validation DRX pour l’échantillon considéré, avec l’écart-type de l’erreur de mesure.

IV.4.2 Comparaison des bibliothèques spectrales

Dans le cas du démelange avec les deux bibliothèques de PM, les performances obtenues dépendent des sites d'étude. Les performances selon le choix des PM sont évaluées avec les couple prétraitement-démelange offrant les meilleurs résultats (REF-MLM et 1st SGD-MLM). Notre analyse est étendue à l'analyse de l'estimation des abondances des autres minéraux pour chacune des bibliothèques spectrales utilisées.

Les meilleures performances d'estimation de la montmorillonite entre la réflectance et 1st SGD avec MLM sont obtenues pour les données non prétraitées (sauf pour Gemigny avec les PM de laboratoire, cf Table. IV.1). Les erreurs d'estimation des abondances varient selon les minéraux.

Néanmoins, sur tous les sites étudiés, les minéraux se retrouvent classés de manière similaire en regardant les erreurs d'estimation, pour REF-MLM et 1st SGD-MLM. En effet, les résultats obtenus sont comparables entre les sites d'étude, et sont homogènes au sein de chaque région, ce qui est lié en partie à la nature proche des sols rencontrés. Ils contiennent peu d'argiles ($K < 7\%$, $I < 10\%$ et $M < 24\%$), ce qui rend difficile leur quantification. Les meilleures performances sont obtenues pour l'estimation de la kaolinite (RMSE entre 1,0 % et 7,0 % pour toutes les bibliothèques avec REF-MLM 0,9 % et 6,3 % pour toutes les bibliothèques avec 1st SGD-MLM). Ces bonnes performances sont probablement dû à la présence du doublet d'absorption aisément reconnaissable à 2200 nm. Le quartz est le minéral estimé avec les erreurs les plus importantes dans la majorité des zones étudiées. Le taux d'erreur reste élevé par rapport aux performances obtenues avec les autres minéraux (entre 8 % et 22 %), mais est inférieur à ceux obtenus en laboratoire (équivalent à l'abondance en quartz dans le mélange). La classe « quartz » du démelange contient tous les minéraux spectralement inactifs dans le domaine 2200 – 2500 nm, c'est-à-dire les feldspaths alcalins et les plagioclases. Ces minéraux peuvent être enrobés de résidus de minéraux d'altération (oxydes ferreux), et changer leurs propriétés spectrales (Clark, 1999; Mathieu *et al.*, 2017). De plus, celui-ci étant le minéral majoritaire dans les sols, l'erreur pour l'estimation de son abondance peut être aussi supérieure à celle des autres minéraux présents. Toutefois, pour la réflectance, l'illite ne sera pas détectée dans les mélanges, car son abondance dans les sols est faible ($\leq 10\%$). Au contraire, 1st SGD permet de quantifier l'illite au détriment de la montmorillonite. Ce point sera discuté lors de l'analyse spatiale du démelange (cf. section IV.4.3).

De plus, si les résultats sont très similaires entre les deux bibliothèques spectrales, le démelange avec les PM issus de la bibliothèque USGS (Table. IV.2) quantifie l'illite pour Coinces sub2 et sub4, au contraire du démelange avec les PM de laboratoire (Table. IV.1). De plus, les performances sur l'estimation de la Montmorillonite sont légèrement meilleures pour Gemigny avec les PM issus de la bibliothèque spectrale USGS avec des RMSE entre 9,5 – 11,7 % au lieu de RMSE entre 9,7 – 16 %. Les performances sont comparables pour l'estimation de la kaolinite (RMSE entre 1,0 % et 14,3 % pour la bibliothèque de laboratoire et entre 0,9 % et 14,9 % pour la bibliothèque USGS) et du quartz (RMSE entre 5,7 % et 35,5 % pour la bibliothèque de laboratoire et entre 3,0 % et 38,6 % pour la bibliothèque USGS). La similarité entre les résultats obtenus avec les deux bibliothèques s'expliquent aussi par leur similarité, comme présenté précédemment (partie IV.3.1), hormis pour la montmorillonite. C'est les différences spectrales pour les deux spectres de cette classe qui va différencier les résultats obtenus par les deux bibliothèques. Les meilleures performances de la bibliothèque spectrale USGS peut s'expliquer par une plus grande pureté des échantillons (cf. annexes). toutefois, si les informations de la base de données USGS contient

TABLE IV.1 – Meilleures performances globales pour l'estimation des minéraux à partir des couples (REF-MLM et 1st SGD-MLM) des différents minéraux (I, M, K, Q, C), avec la bibliothèque spectrale issue des données de laboratoire, en termes de Biais et RMSE (meilleures performances en gras). En rouge, pas de détection de PM (abondances égale à 0 %).

Echantillon	PM	REF					1st SGD				
		Abondance moyenne	Validation DRX	MB	STDB	RMSE	Abondance moyenne	Validation DRX	MB	STDB	RMSE
coince sub2	I	0,0	3	-3,0	0,0	3,0	4,3	3	1,3	9,0	9,1
coince sub2	M	17,6	21	-3,4	5,9	6,8	12,3	21	-8,7	5,5	10,3
coince sub2	K	1,0	3	-2,0	1,2	2,3	5,5	3	2,5	3,5	4,3
coince sub2	Q	78,0	72	6,0	5,9	8,4	73,2	72	1,2	14,4	14,4
coince sub2	C	3,4	0	3,4	3,7	5,0	4,7	0	4,7	4,4	6,4
coince sub4	I	0,0	1	-1,0	0,2	1,0	26,6	1	25,6	20,8	33,0
coince sub4	M	6,9	20	-13,1	4,7	14,0	6,2	20	-13,8	6,5	15,3
coince sub4	K	1,7	3	-1,3	1,4	1,9	13,5	3	10,5	9,7	14,3
coince sub4	Q	85,3	68	17,3	5,1	18,1	46,6	68	-21,4	28,3	35,5
coince sub4	C	6,1	7	-0,9	3,8	3,9	7,1	7	0,1	8,2	8,2
coince sub6	I	2,1	3	-0,9	8,8	8,8	4,2	3	1,2	6,8	6,9
coince sub6	M	13,6	18	-4,4	6,3	7,6	7,9	18	-10,1	4,3	11,0
coince sub6	K	1,5	2	-0,5	1,8	1,9	4,5	2	2,5	2,4	3,4
coince sub6	Q	78,8	76	2,8	9,9	10,2	78,4	76	2,4	9,7	10,0
coince sub6	C	4,0	0	4,0	4,6	6,0	5,1	0	5,1	4,6	6,8
coince sub8	I	1,4	4	-2,6	6,3	6,8	7,2	4	3,2	10,1	10,6
coince sub8	M	10,2	23	-12,8	5,3	13,8	7,4	23	-15,6	4,6	16,3
coince sub8	K	1,2	2	-0,8	1,4	1,6	5,4	2	3,4	3,3	4,8
coince sub8	Q	83,1	69	14,1	8,1	16,3	74,8	69	5,8	13,6	14,8
coince sub8	C	4,0	0	4,0	4,0	5,7	5,2	0	5,2	5,1	7,3
gemigny sub3	I	0,0	2	-2,0	0,0	2,0	0,0	2	-2,0	0,1	2,0
gemigny sub3	M	32,7	20	12,7	4,2	13,4	18,4	20	-1,6	2,9	3,3
gemigny sub3	K	0,1	4	-3,9	0,3	3,9	2,0	4	-2,0	1,2	2,3
gemigny sub3	Q	67,2	74	-6,8	4,2	8,0	79,6	74	5,6	3,5	6,6
gemigny sub4	I	0,0	3	-3,0	0,0	3,0	0,0	3	-3,0	0,1	3,0
gemigny sub4	M	28,9	18	10,9	3,6	11,5	17,9	18	-0,1	3,3	3,3
gemigny sub4	K	0,0	3	-3,0	0,1	3,0	1,1	3	-1,9	1,2	2,2
gemigny sub4	Q	71,1	76	-4,9	3,6	6,1	81,1	76	5,1	3,7	6,3
gemigny sub6	I	0,0	4	-4,0	0,0	4,0	0,0	4	-4,0	0,0	4,0
gemigny sub6	M	29,5	20	9,5	4,7	10,7	16,1	20	-3,9	3,7	5,4
gemigny sub6	K	0,0	2	-2,0	0,2	2,0	0,5	2	-1,5	0,9	1,7
gemigny sub6	Q	70,4	74	-3,6	4,8	6,0	83,3	74	9,3	3,9	10,1
gemigny sub10	I	0,0	5	-5,0	0,0	5,0	0,0	5	-5,0	0,0	5,0
gemigny sub10	M	27,7	13	14,7	3,2	15,0	15,0	13	2,0	3,1	3,7
gemigny sub10	K	0,0	5	-5,0	0,0	5,0	0,7	5	-4,3	0,9	4,4
gemigny sub10	Q	72,3	77	-4,7	3,2	5,7	84,4	77	7,4	3,4	8,1
gemigny sub13	I	0,0	3	-3,0	0,0	3,0	0,0	3	-3,0	0,0	3,0
gemigny sub13	M	29,8	14	15,8	2,2	16,0	16,1	14	2,1	2,2	3,0
gemigny sub13	K	0,0	2	-2,0	0,1	2,0	0,9	2	-1,1	1,0	1,5
gemigny sub13	Q	70,2	81	-10,8	2,2	11,0	83,1	81	2,1	2,7	3,4
gemigny sub14	I	0,0	4	-4,0	0,0	4,0	0,0	4	-4,0	0,0	4,0
gemigny sub14	M	28,3	15	13,3	2,4	13,5	15,5	15	0,5	2,5	2,6
gemigny sub14	K	0,1	1	-0,9	0,2	1,0	1,1	1	0,1	1,2	1,2
gemigny sub14	Q	71,6	80	-8,4	2,5	8,7	83,4	80	3,4	3,1	4,6
mareau sub3	I	0,0	6	-6,0	0,0	6,0	0,8	6	-5,2	2,7	5,9
mareau sub3	M	14,6	24	-9,4	2,4	9,7	14,3	24	-9,7	5,0	10,9
mareau sub3	K	0,1	6	-5,9	0,3	5,9	5,5	6	-0,5	2,8	2,8
mareau sub3	Q	85,3	65	20,3	2,4	20,4	79,4	65	14,4	8,0	16,5
mareau sub4	I	0,0	10	-10,0	0,0	10,0	3,0	10	-7,0	8,7	11,2
mareau sub4	M	14,1	18	-3,9	2,9	4,9	17,3	18	-0,7	13,2	13,2
mareau sub4	K	0,0	7	-7,0	0,1	7,0	4,2	7	-2,8	5,0	5,8
mareau sub4	Q	85,9	62	23,9	2,9	24,0	75,6	62	13,6	19,8	24,0
mareau sub8	I	0,0	8	-8,0	0,0	8,0	0,6	8	-7,4	2,7	7,9
mareau sub8	M	15,5	17	-1,5	2,6	3,0	11,5	17	-5,5	5,3	7,6
mareau sub8	K	0,0	5	-5,0	0,2	5,0	2,6	5	-2,4	2,4	3,4
mareau sub8	Q	84,5	67	17,5	2,6	17,7	85,3	67	18,3	7,3	19,7

TABLE IV.2 – Meilleures performances globales pour l'estimation des minéraux à partir des couples (REF-MLM et 1st SGD-MLM) des différents minéraux (I, M, K, Q, C), avec la bibliothèque spectrale USGS, en termes de Biais et RMSE (meilleures performances en gras). En rouge, pas de détection de PM (abondances égale à 0 %).

Echantillon	REF					1st SGD					
	PM	Abondance		Validation		RMSE	Abondance		Validation		
		moyenne	DRX	MB	STDB		moyenne	DRX	MB	STDB	RMSE
coincés sub2	I	0,3	3	-2,7	1,2	3,0	15,5	3	12,5	12,6	17,8
coincés sub2	M	15,6	21	-5,4	4,3	6,9	7,6	21	-13,4	6,6	14,9
coincés sub2	K	2,5	3	-0,5	0,9	1,1	6,3	3	3,3	5,3	6,3
coincés sub2	Q	79,8	72	7,8	4,3	8,9	69,5	72	-2,5	21,9	22,0
coincés sub2	C	1,8	0	1,8	1,4	2,3	1,0	0	1,0	1,8	2,1
coincés sub4	I	4,3	1	3,3	4,5	5,6	34,9	1	33,9	21,9	40,3
coincés sub4	M	7,4	20	-12,6	4,1	13,3	3,5	20	-16,5	5,1	17,3
coincés sub4	K	2,6	3	-0,4	0,9	1,0	13,6	3	10,6	10,4	14,9
coincés sub4	Q	83,7	68	15,7	3,1	16,0	46,1	68	-21,9	31,8	38,6
coincés sub4	C	2,0	7	-5,0	1,3	5,1	1,8	7	-5,2	3,6	6,3
coincés sub6	I	3,1	3	0,1	11,6	11,6	10,5	3	7,5	6,5	9,9
coincés sub6	M	13,2	18	-4,8	4,3	6,4	3,7	18	-14,3	3,3	14,7
coincés sub6	K	3,1	2	1,1	2,5	2,7	3,9	2	1,9	3,5	3,9
coincés sub6	Q	78,6	76	2,6	14,4	14,6	81,0	76	5,0	11,9	12,9
coincés sub6	C	1,9	0	1,9	2,2	2,9	0,9	0	0,9	1,3	1,5
coincés sub8	I	3,4	4	-0,6	9,8	9,8	16,3	4	12,3	12,2	17,3
coincés sub8	M	10,5	23	-12,5	4,0	13,1	3,6	23	-19,4	3,5	19,7
coincés sub8	K	2,7	2	0,7	1,8	2,0	5,4	2	3,4	4,5	5,6
coincés sub8	Q	81,7	69	12,7	11,4	17,0	73,7	69	4,7	18,1	18,7
coincés sub8	C	1,8	0	1,8	1,8	2,5	0,9	0	0,9	1,4	1,7
gemigny sub3	I	0,0	2	-2,0	0,0	2,0	6,6	2	4,6	2,3	5,1
gemigny sub3	M	27,8	20	7,8	3,4	8,5	12,2	20	-7,8	4,3	9,0
gemigny sub3	K	2,0	4	-2,0	1,0	2,2	3,4	4	-0,6	1,2	1,4
gemigny sub3	Q	70,2	74	-3,8	4,0	5,5	77,9	74	3,9	6,3	7,4
gemigny sub4	I	0,0	3	-3,0	0,0	3,0	6,5	3	3,5	3,0	4,6
gemigny sub4	M	25,0	18	7,0	2,9	7,5	12,3	18	-5,7	5,4	7,9
gemigny sub4	K	0,9	3	-2,1	0,9	2,3	3,0	3	0,0	1,6	1,6
gemigny sub4	Q	74,1	76	-1,9	3,2	3,7	78,2	76	2,2	7,8	8,1
gemigny sub6	I	0,0	4	-4,0	0,0	4,0	4,7	4	0,7	2,8	2,9
gemigny sub6	M	25,5	20	5,5	3,8	6,6	9,5	20	-10,5	5,5	11,8
gemigny sub6	K	0,7	2	-1,3	1,1	1,7	1,7	2	-0,3	1,0	1,1
gemigny sub6	Q	73,9	74	-0,1	4,2	4,2	84,1	74	10,1	6,7	12,1
gemigny sub10	I	0,0	5	-5,0	0,0	5,0	7,9	5	2,9	4,4	5,2
gemigny sub10	M	23,9	13	10,9	2,5	11,1	9,3	13	-3,7	4,3	5,7
gemigny sub10	K	0,6	5	-4,4	0,7	4,4	2,7	5	-2,3	1,5	2,7
gemigny sub10	Q	75,5	77	-1,5	2,6	3,0	80,2	77	3,2	7,6	8,2
gemigny sub13	I	0,0	3	-3,0	0,0	3,0	5,2	3	2,2	1,8	2,9
gemigny sub13	M	25,5	14	11,5	1,8	11,7	9,5	14	-4,5	2,7	5,3
gemigny sub13	K	0,9	2	-1,1	0,9	1,4	2,3	2	0,3	0,9	0,9
gemigny sub13	Q	73,6	81	-7,4	2,2	7,7	83,0	81	2,0	3,8	4,3
gemigny sub14	I	0,0	4	-4,0	0,0	4,0	6,0	4	2,0	2,0	2,9
gemigny sub14	M	24,2	15	9,2	1,9	9,4	9,2	15	-5,8	3,4	6,7
gemigny sub14	K	1,0	1	0,0	1,1	1,1	2,5	1	1,5	1,0	1,8
gemigny sub14	Q	74,8	80	-5,2	2,3	5,7	82,4	80	2,4	4,4	5,0
mareau sub3	I	0,0	6	-6,0	0,0	6,0	3,8	6	-2,2	2,1	3,1
mareau sub3	M	13,7	24	-10,3	1,6	10,4	6,6	24	-17,4	2,3	17,6
mareau sub3	K	1,4	6	-4,6	0,8	4,7	3,8	6	-2,2	1,2	2,5
mareau sub3	Q	84,9	65	19,9	1,8	20,0	85,8	65	20,8	3,7	21,2
mareau sub4	I	0,0	10	-10,0	0,0	10,0	6,1	10	-3,9	6,9	7,9
mareau sub4	M	13,6	18	-4,4	2,0	4,9	8,4	18	-9,6	8,4	12,7
mareau sub4	K	0,4	7	-6,6	0,7	6,7	5,8	7	-1,2	5,1	5,2
mareau sub4	Q	86,1	62	24,1	1,9	24,1	79,7	62	17,7	15,5	23,6
mareau sub8	I	0,0	8	-8,0	0,0	8,0	4,0	8	-4,0	2,9	5,0
mareau sub8	M	14,5	17	-2,5	1,8	3,1	4,7	17	-12,3	2,5	12,5
mareau sub8	K	0,6	5	-4,4	0,8	4,5	2,7	5	-2,3	1,5	2,7
mareau sub8	Q	84,9	67	17,9	1,8	18,0	88,6	67	21,6	5,0	22,2

le niveau de pureté des échantillons, les informations sont très variables selon les échantillons. La pureté des échantillons est donc évaluée soit par spectroscopie, soit par DRX (et dans ce dernier cas, il s'agit de la détection du minéral majoritaire). L'absence d'informations quantifiées de la minéralogie des échantillons sur les données USGS ne permet pas de conclure ce point avec certitude.

En comparant les résultats de l'étude à ceux obtenus par spectroscopie sur des sols naturels tels que dans l'étude réalisée par Mulder *et al.* (2013). Les performances obtenues dans cette étude sur des sols naturels sont supérieures à celles obtenues dans notre étude avec des RMSE de l'ordre de 3 % pour la kaolinite, 5 % pour l'illite, 12 % pour la smectite et 8 % pour la calcite. Les résultats sont toutefois inférieurs à ceux obtenus par Viscarra Rossel *et al.* (2006a), estimés en utilisant une analyse multivariée (PLSR) pour calculer les abondances dans des mélanges simulant des sols australiens, composés de smectite-illite-kaolinite-carbonate-quartz-MO (RMSE \approx 3.4 %). Néanmoins, ces deux méthodes sont des approches par apprentissage, calibrées pour le type de terrain rencontré. Dans le cas d'approche non-supervisée, de Dufréchou *et al.* (2015), notre méthode se révèle plus performante pour quantifier l'argile sur des sols réels, avec des RMSE pour l'estimation des abondances de minéraux de 15,8 % pour la montmorillonite, de 25,2 % pour la kaolinite et 29,8 % pour l'illite.

IV.4.3 Interprétation spatiale des résultats sur les zones échantillonnées

Les cartes d'abondances de plusieurs sous-régions sont présentées pour comprendre, pour les meilleurs couples prétraitement-démélange (REF-MLM et 1st SGD-MLM avec les PM USGS), quels sont les éléments de la scène qui perturbent l'estimation des argiles par démélange. Elles sont comparées aux cartes des valeurs des fractions non-linéaires P , ainsi que les compositions colorées RVB (révélant la présence de végétation) et les cartes d'ombrages (révélant la rugosité) pour interpréter les résultats.

Les valeurs d'abondances estimées sont homogènes sur Gémigny-sub14 pour REF-MLM et 1st SGD-MLM (Fig. IV.14c,f), avec un STDB de 1,9 %, mais plus variables pour Coinces-sub2 (Fig. IV.15c,f), avec un STDB de 6,9 %. Cette même constatation a été réalisée en comparant le site de Coinces avec les deux autres sites d'étude. L'image du site de Coinces a été acquise par temps couvert, et sous faible illumination, diminuant le rapport signal à bruit et ainsi réduisant les performances de démélange.

Le couple REF-MLM, produit le paramètre correspondant à la fraction non-linéaire, P , avec une valeur comprise entre 0,75 et 1 pour les données en réflectance (Fig. IV.14d,g et Fig. IV.15d, g) et sont homogènes dans l'ensemble de l'image (Fig. IV.14d, Fig. IV.15d). En effet, le couple REF-MLM a compensé les différences entre les niveaux de réflectance des PM (entre 50 % et 80 % de réflectance) et ceux des sols nus, qui sont plus sombres (entre 15 % et 40 % de réflectance). L'algorithme a donc considéré une forte diffusion sur l'ensemble de l'image pour compenser la différence de niveau de réflectance. Cette différence peut s'expliquer par les différences de tailles de grain entre les PM et les données de sol (Fig. I.8). La présence de matière organique dans les sols (< 2 %) peut être responsable de cette différence, en étant présente en trop faible quantité pour créer des absorptions sur le spectre (Ben-Dor, 2011), mais suffisante pour diminuer le niveau de réflectance dans le mélange.

Le couple 1st SGD-MLM obtient des valeurs P , qui évoluent autour des masques (Fig. IV.14g, Fig. IV.15g), et ne sont pas homogènes, au contraire de la réflectance. Dû au prétraitement, les valeurs de P ne sont pas comparables avec les données en réflectance. La méthode 1st SGD-MLM s'affranchit des différences de niveau entre les PM et le sol nu. Cette méthode peut être sensible à la présence d'autres éléments non considérés dans le mélange, comme la végétation ou les ombres. De plus, la diffusion mul-

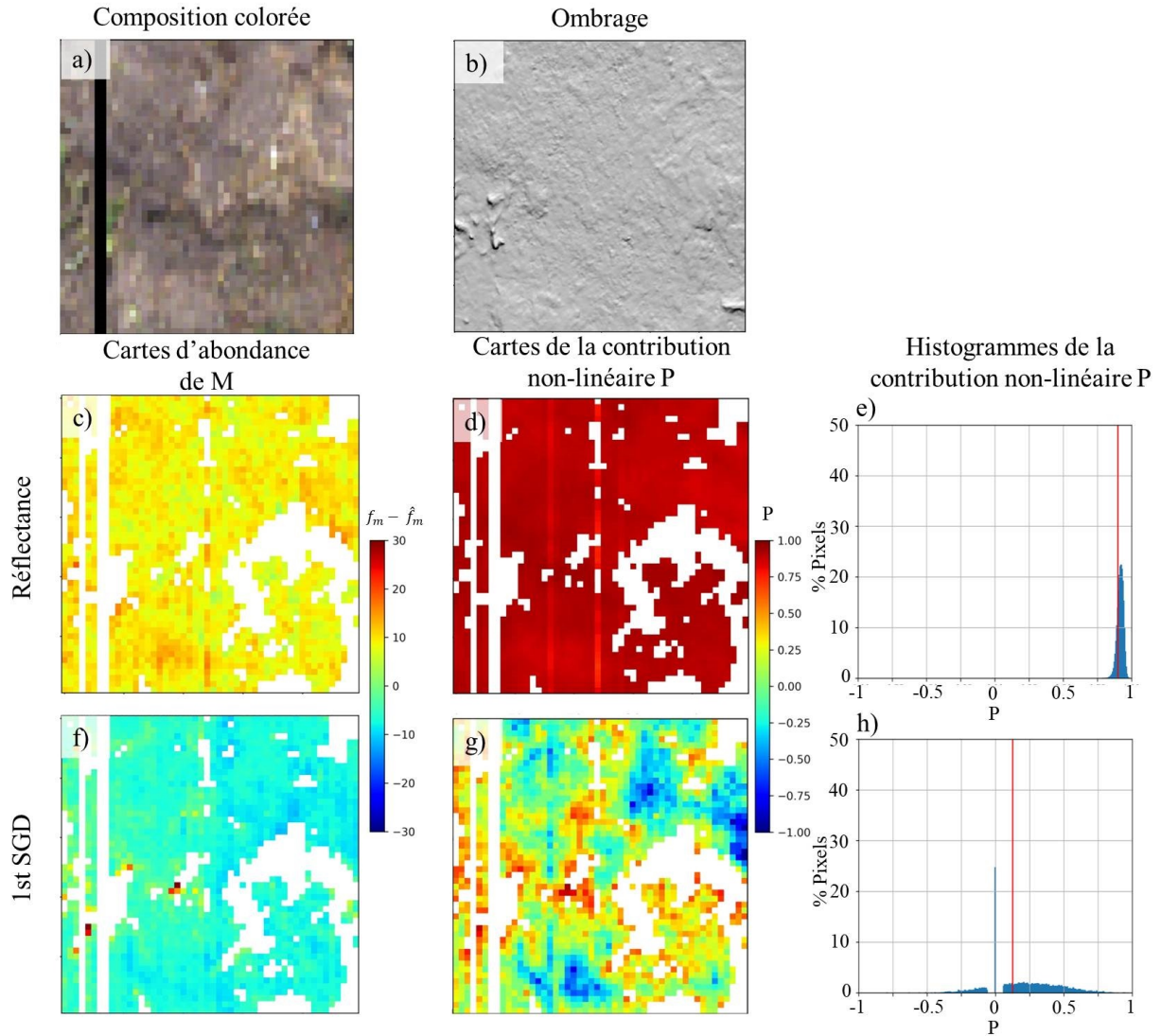


FIGURE IV.14 – Image de la zone échantillonnée Gémigny-sub14, a) composition colorée en couleur RVB, b) ombrages issus du DEM et c) à h) Démélange avec l’algorithme MLM avec la bibliothèque USGS c)et f) différence entre la valeur estimée et la valeur d’abondance de montmorillonite à partir de la réflectance et avec 1st SGD; d) et g) valeurs de P pour le démélange à partir de la réflectance et avec 1st SGD, e) et h) histogramme des valeurs de P pour le démélange avec les réflectances et avec 1st SGD.

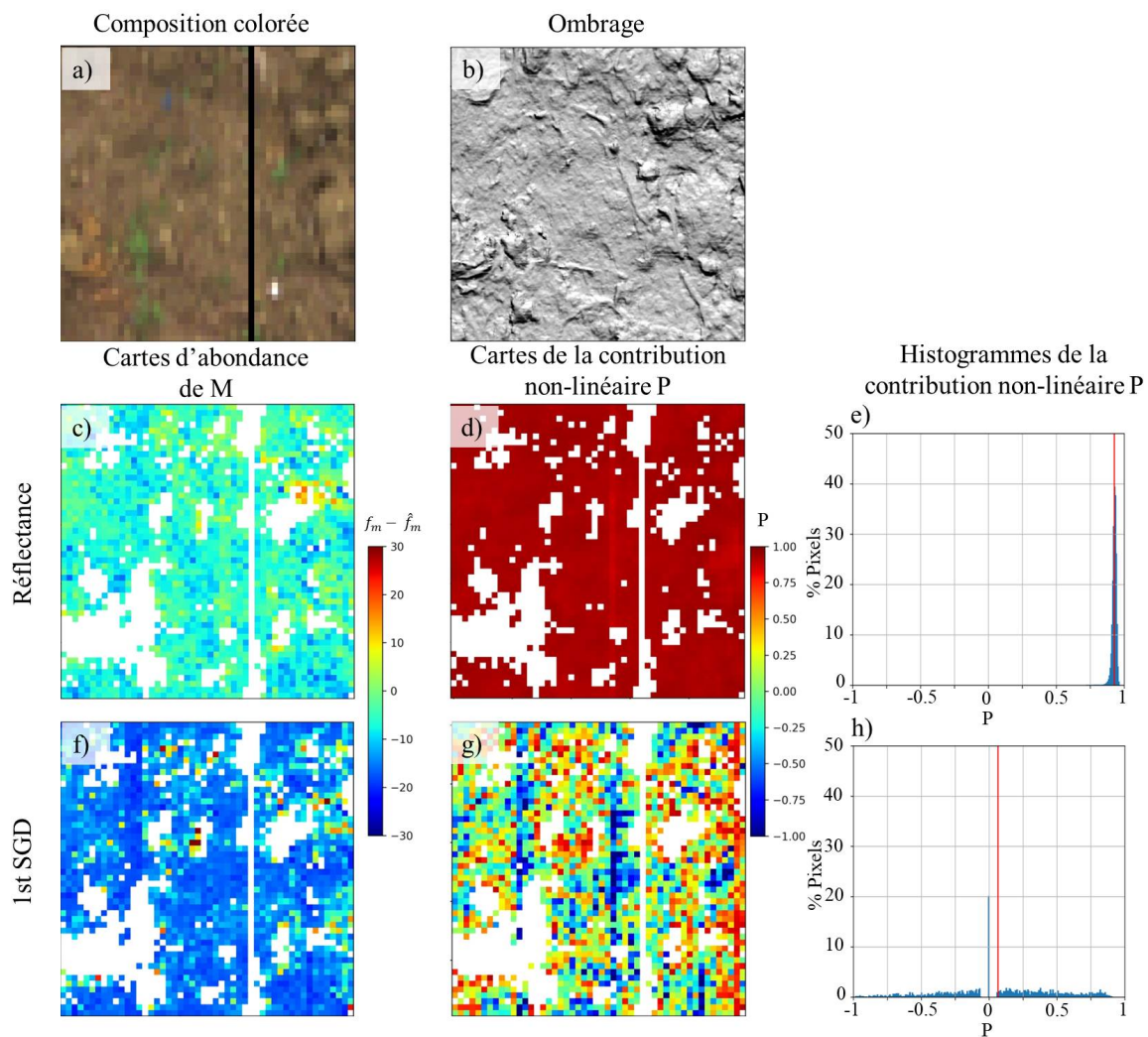


FIGURE IV.15 – Image de la zone échantillonnée Coince-sub2, a) composition colorée en couleur RVB, b) ombrages issus du DEM et c) à h) Démélange avec l’algorithme MLM avec la bibliothèque USGS c)et f) différence entre la valeur estimée et la valeur d’abondance de montmorillonite à partir de la réflectance et avec 1st SGD ; d) et g) valeurs de P pour le démélange à partir de la réflectance et avec 1st SGD, e) et h) histogramme des valeurs de P pour le démélange avec les réflectances et avec 1st SGD.

tipte (fort P) se trouve localisée autour des zones masquées (Fig. IV.15a, Fig. IV.14a), zones présentant la plus forte rugosité (Fig. IV.15b, Fig. IV.14b). En effet, lors de la création des masques, il a été constaté que les pixels des ombres et de la végétation étaient mélangés et que seuls ceux contenant le moins de sols étaient masqués (cf. sous-section II.2.2.2). Nous pouvons poser l'hypothèse qu'il y a des mélanges de ces 3 éléments au sein de l'image, qui vont diminuer les performances des algorithmes de démixage. L'algorithme MLM va compenser l'absence de pôle de mélange en variant la valeur P . Ce phénomène a été observé aussi à plus grande échelle, améliorant le démixage pour les pixels d'ombre des arbres (Heylen et Scheunders, 2016).

En conclusion, le couple REF-MLM présentant les meilleures performances pour l'estimation de montmorillonite (cf. section IV.4.2), c'est la méthode qui sera appliquée sur l'image entière de chaque site d'étude.

IV.4.4 Cartographie des argiles sur les 3 sites d'étude

Les cartes d'abondance de montmorillonite sont générées à l'aide du couple REF-MLM avec les PM USGS, sur le site de Coinces (Fig. IV.17), de Gémigny (Fig. IV.18) et de Mareau (Fig. IV.19). Dans un premier temps, pour estimer la cohérence spatiale des résultats, les valeurs d'estimation obtenues sur l'ensemble des sites sont comparées aux valeurs obtenues sur les zones des images où les analyses DRX ont été effectuées (Fig. IV.16). Dans un second temps, les cartes résultantes sont présentées et comparées avec les cartes d'ombrages issus des MNT et des composition colorées de l'image pour interpréter la variation de la composition spatiale en montmorillonite.

Les valeurs estimées de montmorillonite sont similaires entre les images entières et les zones où la validation par DRX a été effectuée, avec des abondances moyennes estimées de 12 %, pour les zones de Coinces, et de 15 % pour l'ensemble du site. Les abondances moyennes sont de 23 % et de 14 % pour les zones et sur les images entières de Gémigny et Mareau, respectivement (Fig. IV.16). Ces grandeurs sont à comparer aux valeurs de validation obtenues par DRX de 21 % pour Coinces, 17 % pour Gémigny et 20 % pour Mareau. Les mêmes ordres de grandeur de variabilité ont été trouvées entre l'image totale et les zones de validation, (STDB <5 % pour Coinces, et <3 % pour Gémigny et Mareau). Néanmoins, l'influence de différents facteurs sur l'estimation des argiles (humidité des sols, couvert nuageux, végétation) est visible sur les cartes produites.

L'image de Coinces ayant été acquise sous couvert nuageux, il est possible qu'un changement d'éclairage se soit déroulé lors de l'acquisition, et ainsi perturber nos résultats. Ainsi, les valeurs estimées de montmorillonite diminuent pour les zones sub3 4, sub8, sub9, sub13 et sub14 (Fig. IV.17c). Si ces valeurs d'abondances estimées varient, les données de validation sont homogènes pour ce site d'étude (Fig. IV.16). De plus, la zone humide de Coinces sub10 est masquée, car elle est confondue avec les ombres lors du masquage utilisant l'indice d'intensité des images (cf. section II.2.2). Cette confusion a été probablement accentuée car l'image a été acquise sous couvert nuageux, causant un éclairage diffus impactant les valeurs de réflectance au sol.

Pour le site Mareau, la zone humide sub15 (Fig. IV.19c) a des valeurs estimées de montmorillonite supérieures de 5 % par rapport à ses voisines. Les abondances en montmorillonite sont donc surestimées en présence d'eau avec le démixage. La rugosité présente sur les sites d'étude ne semblent pas influencer l'estimation de la montmorillonite, sur le site de Coinces où elle est très présente (Fig. IV.17), ni sur les autres sites (Fig. IV.18, Fig. IV.19b).

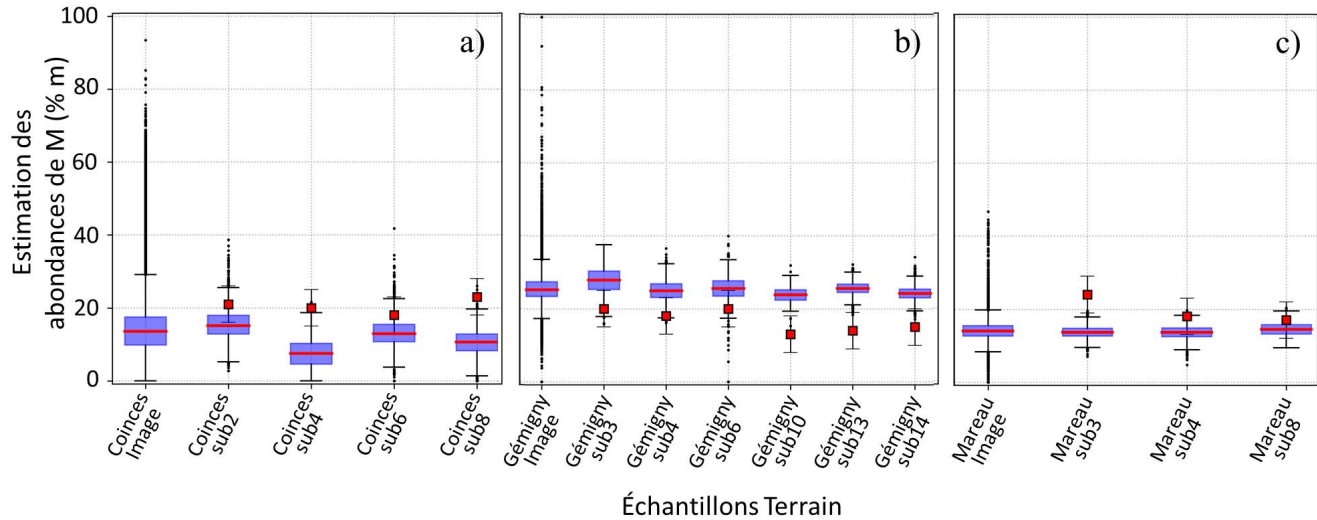


FIGURE IV.16 – Représentation en boxplot de couleur bleue des estimations des abondances de montmorillonite par la méthode REF-MLM, pour les zones « sub » de chaque site d'étude et pour toute l'image. Le boxplot rouge représente la donnée de validation DRX pour l'échantillon considéré, avec l'écart-type de l'erreur de mesure.

Pour le site de Gémigny, les valeurs d'estimation des argiles augmentent dans les traces de roue de tracteurs pour les sub1, sub2, sub3, sub7, sub8 et sub9 (Fig. IV.18c). Celles-ci contiennent plus de montmorillonite estimées que dans les autres zones de l'image (de l'ordre de 4 % à 5 %). Plusieurs hypothèses peuvent être portées :

- (i) ces zones étant plus sombres sur la composition colorée, il est possible que les roues aient décapé l'horizon de surface du sol, l'horizon "O" (Fig. I.1) , entraînant :
 - un mélange minéral différent
 - moins de matériel organique sec présent dans le mélange
- (ii) le tassement engendré impacte les propriétés optiques du mélange

Pour conclure, l'estimation des argiles par démixage a donné des résultats cohérents spatialement sur l'ensemble des sites étudiés.

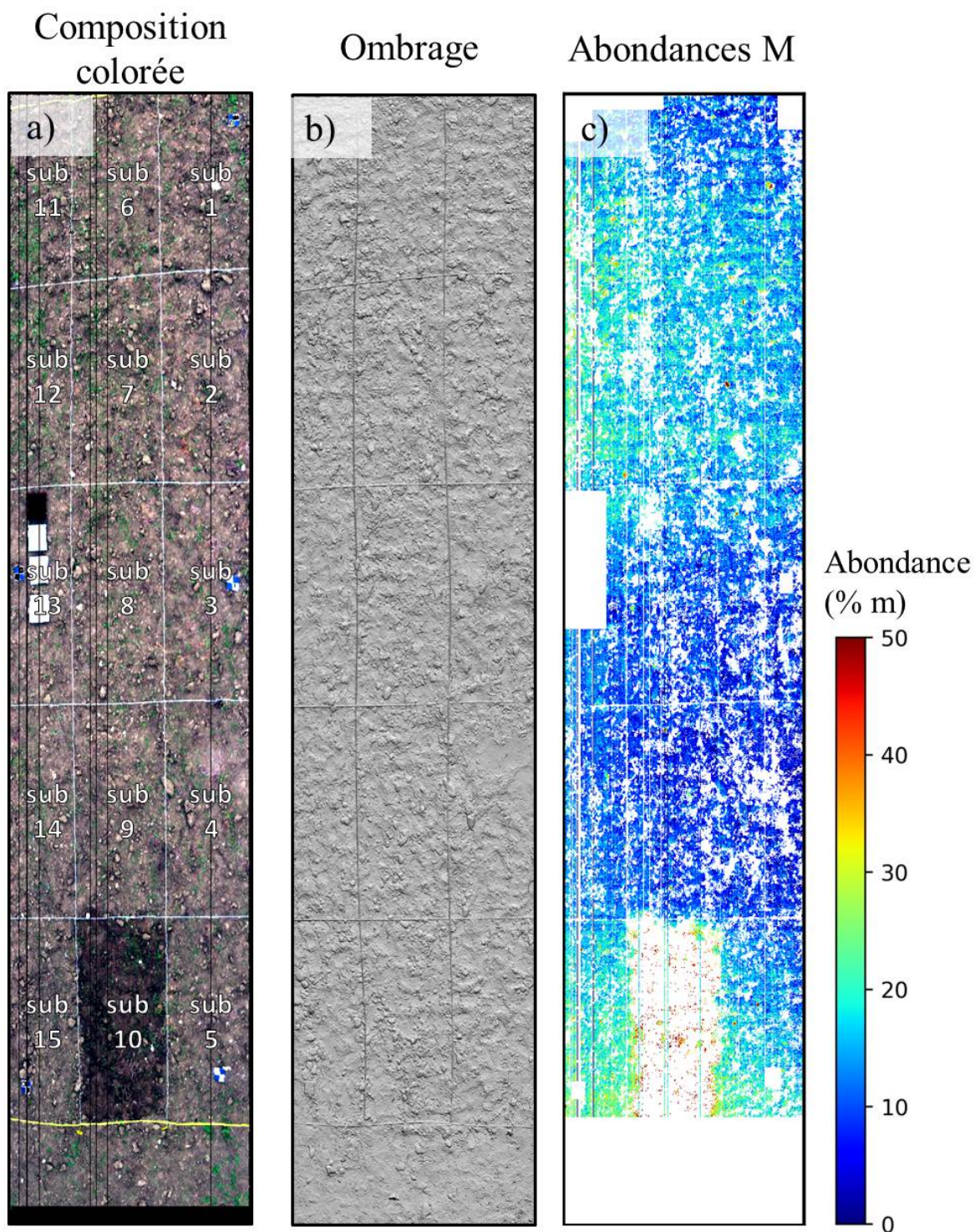


FIGURE IV.17 – Cartes pour le site d'étude de Coinces a) composition colorée RVB de l'image hyperspectrale, b) carte d'ombrage issue du MNS c) carte d'abondance de montmorillonite estimé par REF-MLM.

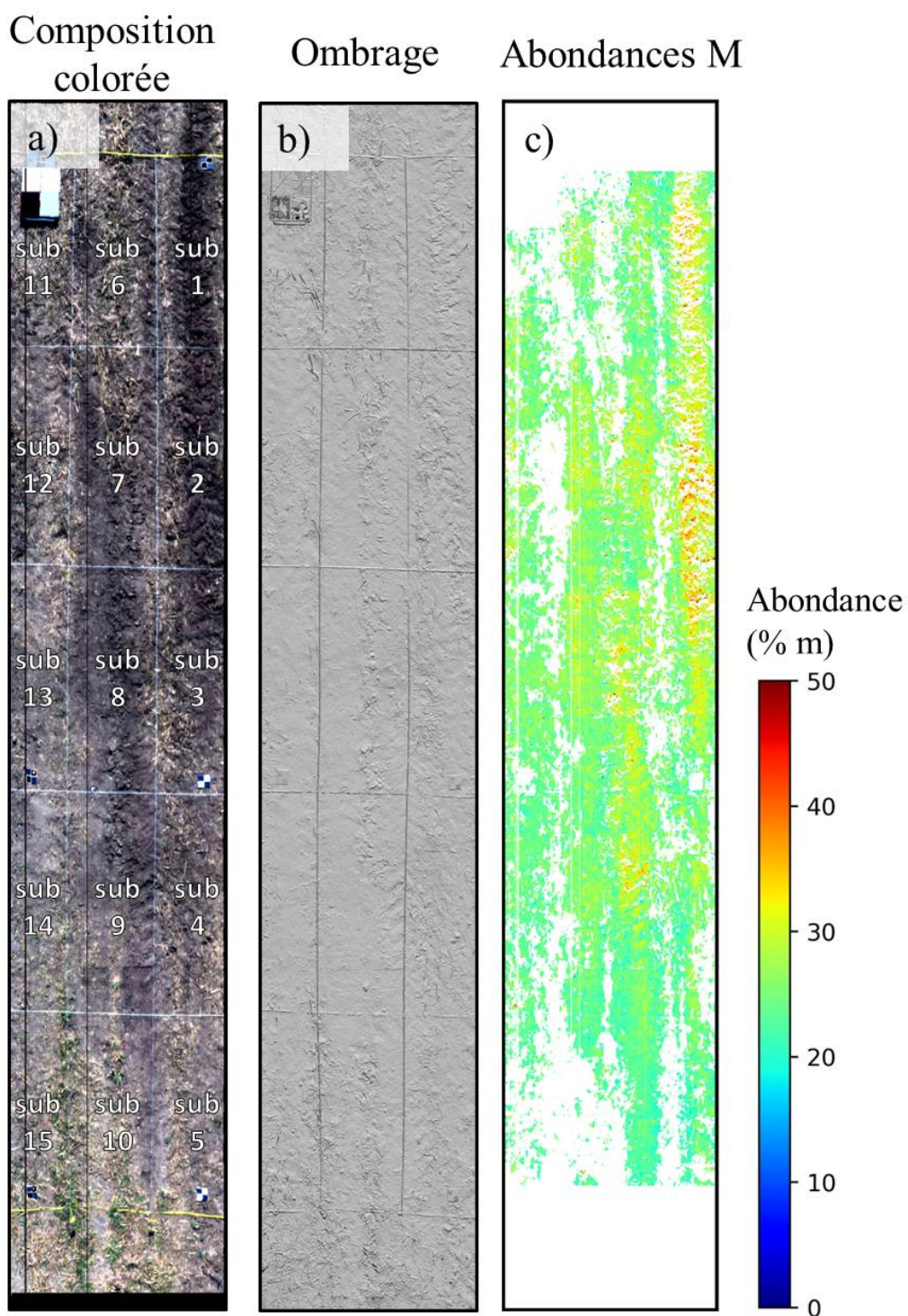


FIGURE IV.18 – Cartes pour le site d'étude de Gémigny a) composition colorée RVB de l'image hyperspectrale, b) carte d'ombrage issue du MNS, c) carte d'abondance de montmorillonite estimé par REF-MLM.

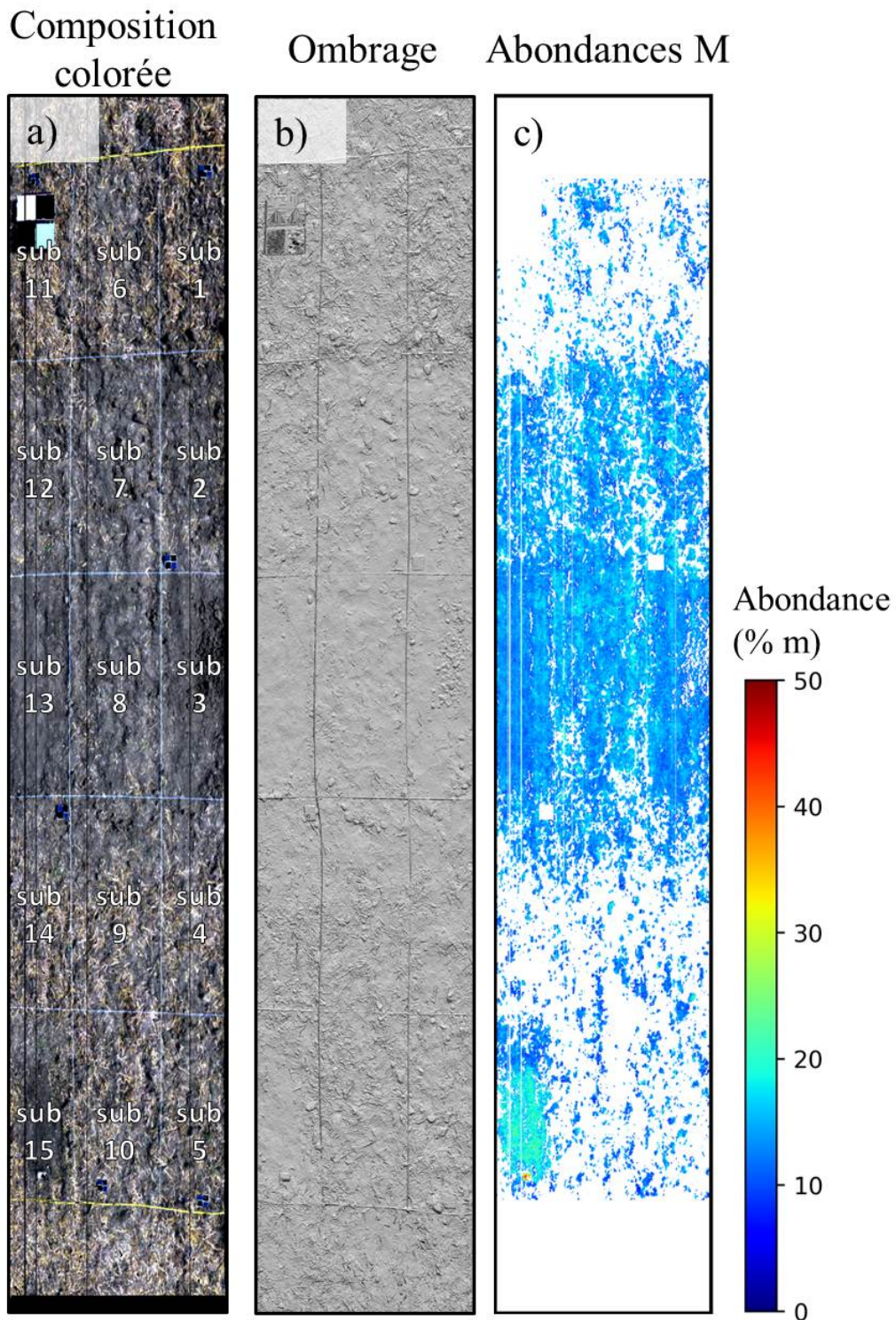


FIGURE IV.19 – Cartes pour le site d'étude de Mareau a) composition colorée RVB de l'image hyperspectrale, b) carte d'ombrage issue du MNS, c) carte d'abondance de montmorillonite estimé par REF-MLM.

IV.5 Synthèse

Ce chapitre a présenté l'étude du démixage d'images hyperspectrales de 3 sites d'étude à très haute résolution spatiale (de l'ordre du cm), pour l'estimation des argiles minéralogiques.

En premier lieu, une étude comparative des performances de deux algorithmes pour la détection de pôles de mélange a été réalisée, afin de s'affranchir des bibliothèques spectrales lors du démixage. Les algorithmes testés, SISAL et MVC-NMF, ne se sont pas montrés performants pour la détection des pôles de mélange, à cause de la faible variation de composition en minéraux de chaque sol. De ce fait, des bibliothèques spectrales ont été utilisées en entrée du démixage.

Les performances des méthodes linéaires (FCLS et MESMA) et non-linéaires (GBM et MLM) de démixage avec et sans prétraitement spectraux (SNV, CR, CWT, Hapke, 1st SGD et Log(1/R)) ont été comparées pour l'estimation des argiles sur des sols réels. Deux types de pôles de mélange ont été utilisés en entrée : ceux issus de minéraux purs acquis en laboratoire et ceux issus de la bibliothèque spectrale USGS. Cela a permis d'évaluer la sensibilité des méthodes aux variations spectrales due à la composition variable d'un minéral. Les résultats principaux pour le démixage sont les suivants :

- (i) les performances de démixage dépendent du site d'étude mais la méthode REF-MLM est recommandée pour l'étude de sols naturels, pour ses performances (RMSE pour l'estimation de la montmorillonite de 3,1-13,3 %).
- (ii) les performances du démixage avec les deux bibliothèques spectrales sont similaires, à cause de la grande similarité entre leurs spectres, avec une légère amélioration avec les PM issus de la bibliothèque USGS.
- (iii) les performances d'estimation des minéraux dépendent de la minéralogie du sol étudié. Dans l'étude, les sols contiennent peu d'argiles ($K < 7\%$, $I < 10\%$ et $M < 24\%$) et de calcite ($\leq 7\%$), et au contraire, une forte abondance de quartz ($\geq 70\%$). La calcite est estimée avec les erreurs les plus faibles, avec la kaolinite, à cause de leurs absorptions distinctes. L'abondance du quartz est estimée avec les erreurs les plus importantes mais inférieures à celles obtenues lors de l'étude en laboratoire.
- (iv) la cartographie estimée des abondances montre des résultats spatialement cohérents sur les trois sites d'études.

Conclusion générale

Bilan des travaux

L'objectif de cette thèse est de développer une méthode de quantification des abondances des argiles, et en particulier de la montmorillonite, dans les sols par démélange à partir d'un capteur hyperspectral dans le domaine électromagnétique 0,4 – 2,5 μm , à très haute résolution spatiale. Dans ce but, la thèse est organisée en deux parties principales : la première porte sur l'étude du démélange sur des mélanges minéraux contrôlés de laboratoire, et la seconde sur l'application de ces méthodes sur le terrain.

* Analyse de mélanges contrôlés de laboratoire

Une comparaison des performances des méthodes de démélange pour estimer la montmorillonite dans des mélanges de composition contrôlée a été réalisée. Différents mélanges ont été étudiés : mélanges d'argiles binaires et ternaires, mélange d'argile avec de la calcite ou du quartz. Ce travail a permis d'analyser l'influence de la non-linéarité dans les mélanges intimes par rapport à un mélange patchwork (modèle de démélange surfacique).

Pour cela, une base de données d'images hyperspectrales de laboratoire, composée de mélanges intimes, mesurés sur des échantillons de mélanges contrôlés et de mélanges patchwork, simulés à partir d'un modèle de mélange linéaire, est produite. 21 mélanges intimes et 8 mélanges patchwork d'argiles (illite, kaolinite, montmorillonite), ainsi que 24 mélanges intimes et de 8 mélanges patchwork de montmorillonite, calcite et quartz ont été créés. Puis, une étude comparative de quatre méthodes de démélange (linéaires : FCLS et MESMA et non-linéaires : GBM et MLM), sans et avec des prétraitements spectraux (SNV, CR, CWT, Hapke, 1st SGD and Log(1/R)) a été menée.

Les performances de ces méthodes pour l'estimation de la montmorillonite quels que soient le prétraitement et la méthode de démélange ont des RMSE de l'ordre de 4,5-24,3 % dans le cas de mélanges IMK. Les valeurs de RMSE obtenues avec les mélanges intimes de montmorillonite-calcite, sont comprises entre 2,5-38,6 % et avec les mélanges intimes montmorillonite-quartz entre 50,4-65,3 %. Les principales conclusions sont :

- (i) les performances de démélange dépendent de la composition minéralogique du mélange. En présence d'un minéral ne présentant pas de bandes d'absorption (le quartz), l'erreur d'estimation des abondances augmente.
- (ii) les méthodes linéaires et non-linéaires ont des performances similaires sur ces mélanges, la méthode recommandée est donc la méthode de démélange la plus simple à utiliser (FCLS),
- (iii) le gain apporté par un prétraitement spectral est important dans le cas de mélange d'argiles, CWT et 1st SGD ont les meilleures performances sur le démélange en diminuant la variabilité intra-

échantillon, quel que soit le type de mélange. Les effets non-linéaires restent faibles et sont masqués par la variabilité intra-échantillon. Néanmoins, dans le cas de mélanges MC les meilleurs résultats ont été obtenus avec le prétraitement $\text{Log}(1/R)$ ainsi que les données sans prétraitement, pour FCLS, MESMA et GBM.

Il en résulte peu de différences entre les algorithmes de démixage évalués, mais l'impact de la variabilité intra-échantillon est réduit avec le choix du prétraitement approprié. Les couples CWT-FCLS ou 1st SGD-FCLS sont recommandés avec ces mélanges. Les erreurs d'estimation de la montmorillonite sont de l'ordre de 10 % en RMSE.

Les résultats obtenus par les mesures en laboratoire mettent en avant les performances de démixage dans le cas de mélanges intimes de minéraux mais ne peuvent pas être généralisés à l'échelle des sols à cause de plusieurs facteurs : absence de matière organique, taille de grains calibrée, minéraux en poudre, rugosité, ombrage...

* Analyse de sols naturels

La seconde partie de la thèse a porté sur l'applicabilité des méthodes de démixage sur des sols naturels. L'étude a reposé sur une campagne de terrain réalisée sur trois sites d'étude dans le Loiret en Septembre 2017. Des images hyperspectrales ont été acquises par une caméra montée sur une nacelle située à ≈ 12 m de hauteur, permettant d'avoir une résolution spatiale de l'ordre du centimètre. L'ombre due à la rugosité de surface et la végétation verte et sèche ont été masquées sur ces images par seuillage d'indices spectraux spécifiques, tels que l'indice de Nagao, le NDVI et le CAI. Deux étapes de travail ont été définies : (i) la caractérisation des pôles de mélanges, étape nécessaire pour pouvoir évaluer en (ii), les performances de démixage sur les données hyperspectrales.

En premier lieu, les méthodes de détection des pôles de mélange (SISAL et MVC-NMF) ont été évaluées dans le cas où les PM ne sont pas connus. Ces méthodes ne se sont pas montrées performantes pour identifier les pôles purs de mélange dans le cas d'images hyperspectrales de sols réels à très haute résolution spatiale. En effet, les méthodes testées se basent sur une hypothèse de grande variabilité dans le mélange. Or, cette condition n'est pas remplie. Les PM sont alors supposés connus en s'appuyant sur une base de données. Deux bibliothèques spectrales ont été utilisées : celle issue de notre expérimentation en laboratoire et la bibliothèque USGS.

Dans un second temps, une étude comparative a été réalisée sur le couplage de quatre méthodes de démixage (deux linéaires : FCLS et MESMA et deux non-linéaires : GBM et MLM) avec et sans prétraitement spectraux (SNV, CR, CWT, Hapke, 1st SGD et $\text{Log}(1/R)$).

Les principaux résultats obtenus sont :

- (i) les meilleures performances pour estimer les abondances des minéraux dans les sols ont été obtenues avec l'algorithme MLM, quel que soit le prétraitements. Dans le cas présenté, cet algorithme de démixage non-linéaire s'est révélé le plus efficace pour gérer les différences de niveau entre la réflectance des sols et celle des minéraux purs. Cet algorithme s'est révélé le plus robuste pour réaliser le démixage, en présence de végétation et d'ombres dans le mélange.
- (ii) 1st SGD obtient des performances légèrement inférieures au démixage MLM sans prétraitement, qui est donc recommandé. L'abondance de la montmorillonite par REF-MLM est évaluée avec une erreur entre 3-16 % RMSE pour toutes les bibliothèques spectrales et sites étudiés.

- (iii) les performances du démélange vont varier selon la minéralogie du sol : la kaolinite est le minéral dont les abondances sont estimées avec le moins d'erreur, probablement dû au doublet caractéristique à 2200 nm, et les erreurs pour l'estimation des abondances de l'illite et de la montmorillonite sont plus faibles que celles du quartz. Les abondances du quartz sont estimées avec le plus d'erreurs (RMSE entre 4 et 24 %), probablement parce qu'il est majoritaire et qu'il est spectralement plat.
- (iv) les performances du démélange avec les deux bibliothèques spectrales sont similaires, avec une légère amélioration avec les PM issus de la bibliothèque USGS.

Ainsi, la méthode de démélange MLM avec des données non prétraitées est recommandée, en permettant d'obtenir des performances sur l'estimation de la montmorillonite entre 3,1-13,3 % pour tous les sites d'étude, avec la bibliothèque spectrale USGS.

Toutefois, cette étude reste limitée car les résultats observés sont valables sur les sols étudiés, qui ont une composition minéralogique trop similaire pour être représentative à l'échelle d'une zone d'étude plus étendue. De plus, la végétation reste un facteur limitant, même à très haute résolution spatiale.

* **Applicabilité de la méthode**

Les performances de la méthode employée sont comparées aux besoins attendus pour les applications visées. En effet, les cartes d'abondances d'argiles minéralogiques sont des informations d'intérêt pour la détermination de l'aléa de retrait-gonflement des sols et de la cartographie de la traficabilité. Nous comparons nos résultats avec la littérature pour ces applications.

Plusieurs études ont démontré que la présence d'argiles gonflantes sont des indicateurs fiables des propriétés de retrait-gonflement des sols (Kariuki et al., 2004; Yitagesu et al., 2012). Toutefois, dû à la difficulté de quantifier les smectites dans les sols, les sols sujets au retrait-gonflement sont classifiés en mesurant leur potentiel de gonflement (Thomas *et al.*, 2000; Kariuki *et al.*, 2004; Al-Mukhtar *et al.*, 2010) ou leur composition minéralogique globale par spectroscopie (Smectite, Illite or Kaolinite > 30 % ; , (Yitagesu *et al.*, 2009; Dufréchoy *et al.*, 2016). Nos résultats obtenus sur le terrain pour l'estimation des abondances de la montmorillonite ont des valeurs de RMSE inférieures à 15 % sont en accord avec les résultats obtenus en laboratoire (Dufréchoy *et al.*, 2015; Kariuki *et al.*, 2004; Goetz *et al.*, 2001; Mulder *et al.*, 2013). L'estimation des abondances aéroportée a été possible dans l'étude, au contraire de ce qui a été obtenu auparavant à l'aide de données hyperspectrales (Chabrilat *et al.*, 2002; Bourguignon *et al.*, 2007), grâce à la très haute résolution spatiale du capteur.

Les modèles de traficabilité existants se concentrent sur l'information de texture des sols mais pas sur l'estimation des minéraux du sol pour améliorer leur performance (Ahlvin et Haley, 1992; Slocum *et al.*, 2003; Grandjean et Angélieume, 2009; Hohmann *et al.*, 2013). Toutefois, l'estimation des abondances de tous les minéraux argileux du sol par rapport aux minéraux non-argileux pourraient améliorer la précision des modèles. Kruse *et al.* (2000) ont montré que la classification des minéraux argileux avait un intérêt pour la modélisation de la traficabilité. L'estimation de la texture des sols pourrait être améliorée avec la détection des minéraux argileux, qui est obtenue ici avec des erreurs inférieures à 20 % pour tous les minéraux. Néanmoins, de nombreuses études s'intéressent déjà à la texture des sols et obtiennent des erreurs plus faibles pour quantifier les argiles texturales à l'aide de données hyperspectrales aéroportées (Gomez *et al.*, 2015; Ouerghemmi *et al.*, 2011; Adeline *et al.*, 2017; Casa *et al.*, 2013).

Pour conclure, avec notre méthode, à très haute résolution spatiale, il est possible d'améliorer la car-

tographie des argiles dans les sols. Cette information reste limitée car seule l'information de surface est obtenue (1^{er} cm de sol), or la composition en argiles varie en profondeur, dû aux phénomènes de lessivage (Beaudou et Poss, 2009). Néanmoins, les cartes de surface sont un indicateur des évolutions spatiales de la minéralogie des sols en profondeur.

Perspectives

Cette thèse a montré des limitations pour quantifier les minéraux argileux dans les sols par démixage en imagerie hyperspectrale.

En premier lieu, des travaux supplémentaires sont nécessaires afin d'évaluer notre démarche sur une variation de composition de sols plus importante. En effet, les sols étudiés ont une abondance en minéraux argileux faibles (< 30 %) et des abondances similaires en montmorillonite (≤ 20 %), avec un contenu en matière organique des sols très similaire (entre 1 % et 2 % de la masse totale).

Ensuite, la sélection des PM lors du démixage est importante car elle conditionne l'efficacité du démixage. Comme nous avons montré que les méthodes de détection automatique des PM étaient inefficaces dans nos cas rencontrés, les méthodes de sparse-regression (Iordache *et al.*, 2010) pourraient trouver leur intérêt. En effet, ces approches semi-supervisées recherchent la combinaison optimale de spectres de démixage au sein d'une bibliothèque spectrale qui modélise au mieux chaque pixel de mélange dans la scène.

Un autre axe de recherche à envisager serait l'utilisation de méthodes par apprentissage sur nos jeux de données, comme les régressions linéaires multiples, (PLSR), comme utilisé par Viscarra Rossel *et al.* (2006a). La constitution du jeu d'apprentissage est critique dans ce type de méthodes : Viscarra Rossel *et al.* (2006a); Mulder *et al.* (2013) ont créé des jeux de données d'apprentissage avec des mélanges contrôlés correspondant aux compositions et abondances de la phase minérale des sols réels étudiés, et donc difficilement généralisables. Néanmoins, l'avantage de ce type de méthodes est qu'elles ne nécessitent pas de connaître les pôles de mélange intervenants dans les sols.

Un autre point critique est la présence de minéraux non absorbants dans les sols (quartz, feldspaths alcalins...). Ceux-ci ne sont généralement pas détectés et engendrent des erreurs lors du démixage. Pour répondre à ce problème, l'utilisation d'un algorithme similaire au Mixture Tuned Matched Filtering (MTMF, Boardman (1998); Kruse *et al.* (2000)) permettrait de détecter et quantifier les minéraux et de noter une erreur possible dû à un mélange avec d'autres matériaux. Néanmoins, il serait intéressant d'implémenter un algorithme non-linéaire de démixage au sein du MTMF pour pouvoir prendre en compte les phénomènes non-linéaires occurants à l'échelle de terrain.

Le problème de l'humidité des sols, déjà posé par Kariuki *et al.* (2004), n'a pas été adressé dans la thèse. Il serait néanmoins intéressant d'appliquer des modèles tel que celui employé par Whiting *et al.* (2005), ou plus récemment, le modèle MARMIT (Bablet *et al.*, 2018), afin de modéliser la réflectance spectrale des sols secs, et d'estimer les abondances en argiles minéralogiques à l'aide du MLM. Cela permettrait de ne plus être contraint par les conditions climatiques saisonnières, et pouvoir généraliser les acquisitions hyperspectrales à la saison hivernale, quand le sol nu est le plus visible dû à la sénescence des végétaux.

Enfin, les données en très haute résolution spatiale ont permis de limiter et séparer l'impact des ombres et de la végétation (sèche ou verte). De plus, l'utilisation simple des plates-formes drone autorise le choix de conditions météorologiques optimales pour l'acquisition afin de s'affranchir des contraintes d'humidité des sols. Cela permettrait aussi d'échantillonner des surfaces plus importantes que celles étudiées dans la thèse, et d'avoir plus de variabilité dans les abondances des minéraux rencontrés afin d'évaluer les performances des méthodes de détection des pôles de mélange. Les possibilités offertes par l'imagerie hyperspectrale embarquée par drone pour l'étude des sols restent ouvertes. L'exploration de ces pistes est conditionnée à l'acquisition de jeux de données drone dans le SWIR qui sont en cours de constitution (projet TERRISCOPE de l'ONERA, projets du Helmholtz Institute Freiberg of Resource Technology).

Annexes

Annexes du Chapitre II

Plusieurs annexes sont présentées dans cette section :

- (i) Le compte rendu de la mission de terrain effectuée dans le Loiret au début du mois de Septembre 2017.
- (ii) Les analyses DRX effectuées par le BRGM sur les échantillons de sol lors de la campagne de terrain.
- (iii) La présentation des méthodes employées par le laboratoire INRA d'Arras, pour la préparation des échantillons, l'analyse granulométrique et l'analyse de la matière organique sur les échantillons de sol de la campagne de terrain.

Compte-rendu de terrain

5/09/2017 - Coinces

Arrivée vers 9h20, Temps couvert, venteux toute la journée avec un peu de bruine. Le terrain a été préparé à l'avance : le déchaumage avait été effectué les semaines précédentes. Néanmoins, quelques plantes ont été arrachées à la main sur la surface le matin même. La mise en place des caméras Hypspec a pris plus de temps que prévu (3h environ). Les deux caméras VNIR et SWIR sont fixées sur le côté de la nacelle et reliées à un centre de contrôle composé de deux unités : Un serveur d'acquisition installé sur la plate-forme de la nacelle qui est commandé par un PC portable au sol relié par un câble réseau (Fig.1).



Figure 1. Installation des caméras sur la nacelle et centre de contrôle.



Figure 2. Nacelle après installation

L'installation et la détermination de la zone se sont déroulées après le placement de la nacelle en hauteur (>10m, Fig. 2.). Des repères ont été placés de façon à retrouver les limites de l'image, et visualiser les limites de l'image sur le terrain. Un rectangle est défini avec les décimètres ruban dans l'emprise de la mesure VNIR pour couvrir une zone d'environ 4m*12m (variable selon les sites

d'acquisition). Une ficelle est installée de façon à découper ce rectangle en 15 rectangles de même surface (Fig .3).

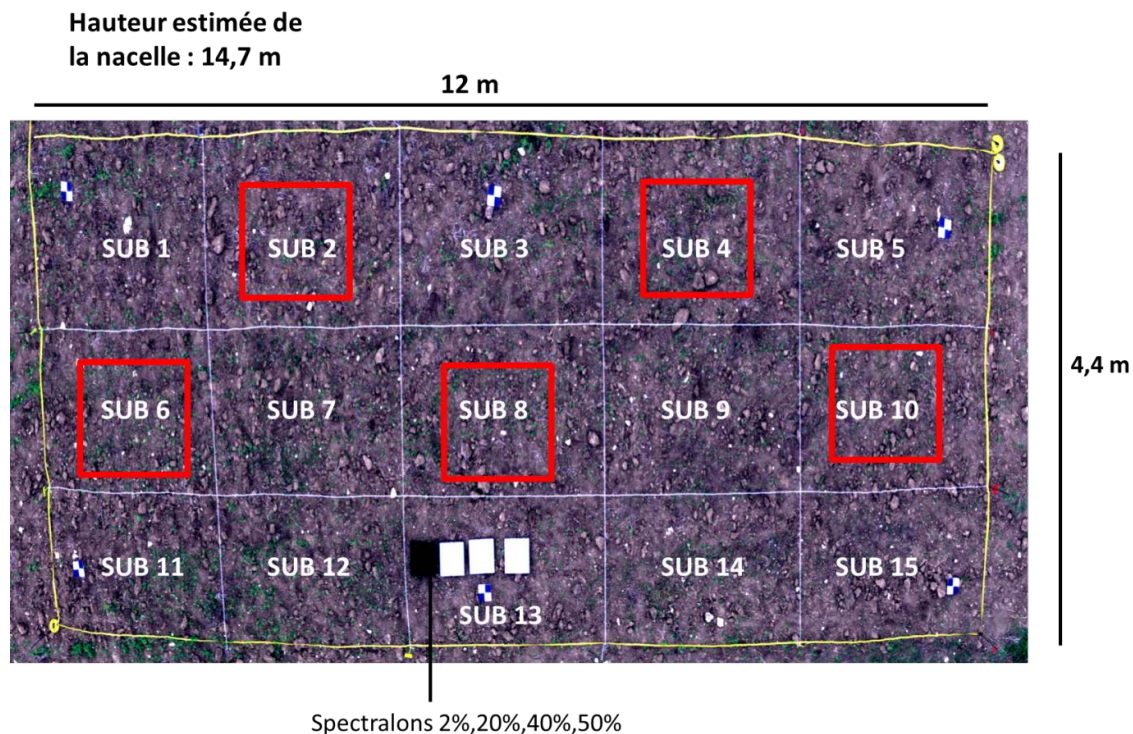


Figure 3. Zone d'étude à Coinces (image VNIR caméra Hypspx non corrigée géométriquement)

Après l'installation des mires et du quadrillage, les acquisitions se sont réalisées comme suit :

- 1^{er} set d'acquisitions à 12h45 – Set A
 - o Images « sèches »
 - o Images après arrosage d'un carré (zone 10)
 - o ASD à 13h10 sur les carrés en bordure d'image + photos
 - o Récolte d'échantillon pour la mesure d'humidité sur les bordures de l'image (à l'extérieur de la zone imagée)

Entre les deux sets d'images : panne de la caméra (arrêt de l'alimentation électrique dû à une panne sèche du générateur). La nacelle a dû être descendue pour redémarrer les caméras. La caméra a donc subi un décalage avant et après cet évènement. La zone 4 a été piétinée (lieu de pose de la nacelle), et présence d'une trace de pas sur les carrés 9 et 14.



Figure 4. Acquisition d'images de la zone pour le MNS photogrammétrique.

- Acquisition photo avec la perche pour le modèle photogrammétrique (Fig.4)
- Mesures de pts gps aux quatre coins de la zone de précision décimétrique (~40 cm)
-
- 2nde set d'acquisitions à 15h30 – Set B
 - o Images
 - o Mesure ASD à 16h00 sur tous les carrés + photos
 - o Mesure humidité / Récolte d'échantillon au centre de tous les carrés

6/09/2017 - Gémigny

Arrivée à 9h sur site. La météo est favorable, ciel découvert le matin. Le temps se couvre progressivement à partir de 11h30, pour être complètement couvert à 15h. La végétation a été enlevée le matin (raclage avec pelle mécanique).



Figure 5. Acquisition des images hyperspectrales sur le site de Gémigny.

**Hauteur estimée de
la nacelle : 12,3 m**

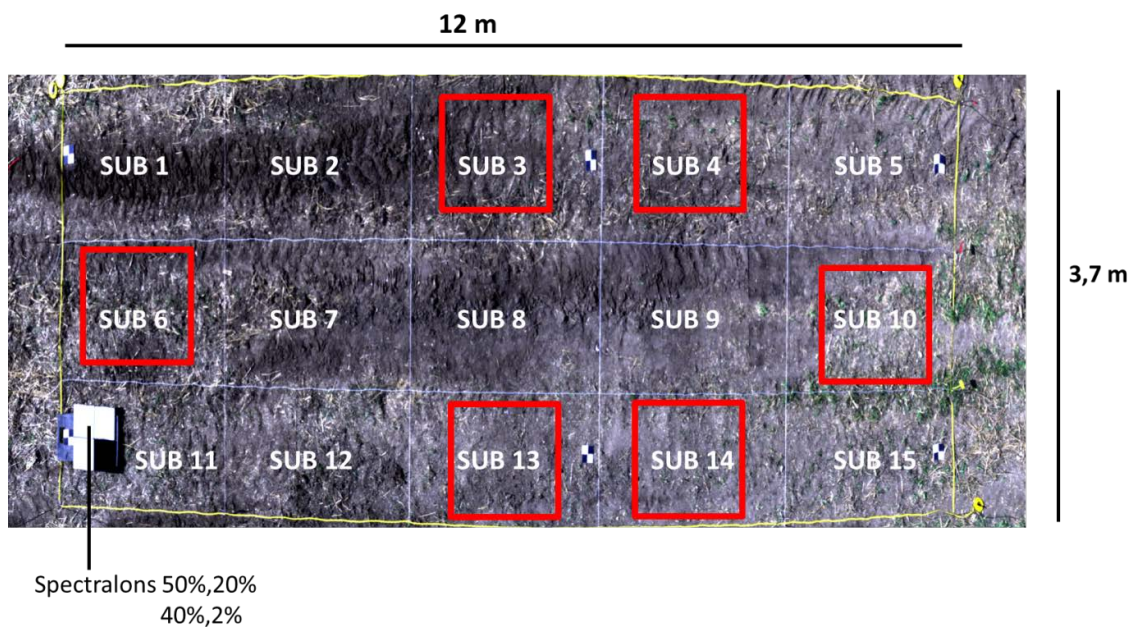


Figure 6. Zone d'étude à Gémigny (image VNIR caméra Hypspx non corrigée géométriquement)

Après l'installation des mires et du quadrillage, les acquisitions se sont réalisées comme suit :

- 1^{er} set d'acquisitions image à 11h – 11h30 – Set A
 - o Images « sèches »
 - o Images après arrosage d'un carré (zone 14)
 - o Mesure ASD à 11h40 sur les carrés en bordure d'image + photos
 - o Récolte d'échantillon pour la mesure d'humidité sur les bordures de l'image (à l'extérieur de la zone imagée)

- 2^{ème} set d'acquisition image à 13h00 – Set B
 - o Images
 - o Mesure ASD à 13h10 sur les carrés en bordure d'image
- Acquisition photo avec la perche pour le modèle photogrammétrique
- Mesures de pts gps aux quatre coins de la zone de précision décimétrique (~40 cm)
- 3^{ème} set d'acquisition image à 14h00 – Set C
 - o Images
 - o Mesure ASD à 14h10 sur les carrés en bordure d'image + photos
- 4^{ème} set d'acquisition image à 15h00 – Set D
 - o Images
 - o Mesure ASD à 15h10 sur les carrés centraux seulement + photos
 - o Mesure humidité / Récolte d'échantillon au centre de tous les carrés

7/09/2017 - Mareau-aux-prés

Arrivée à 9h sur site. Le ciel est couvert le matin mais éclaircies arrivent entre 14h-15h. Le terrain était déchaumé de la veille mais avec encore beaucoup de végétation sèche sur le terrain. On a dégagé certains carrés pour enlever la paille encore présente (Fig .7), avec plusieurs niveaux de nettoyage. Les zones Z3 et Z13 ont été très nettoyées (niveau 1, sans paille). La zone Z8 est nettoyée avec quelques brins de pailles encore présents (niveau 2). Les zones Z2, Z7, Z12 sont partiellement nettoyées.



Figure 7. Déchaumage à la main de la surface.

Hauteur estimée de
la nacelle : 12 m

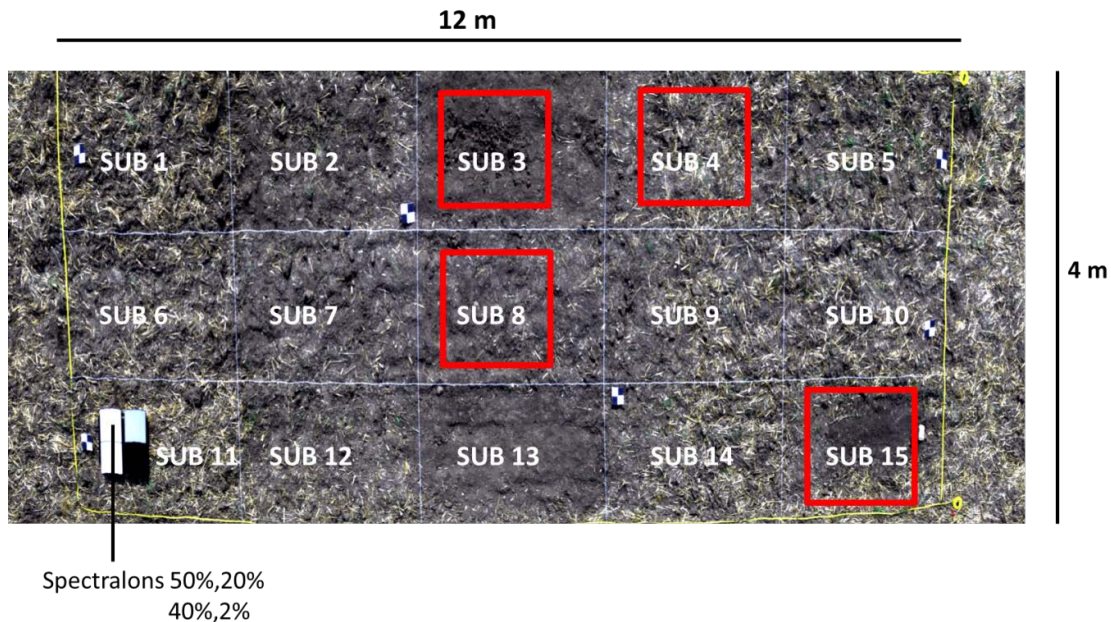


Figure 8. Zone d'étude Mareau aux prés (image VNIR caméra Hypspx non corrigée géométriquement)

Après l'installation des mires et du quadrillage, les acquisitions se sont réalisées comme suit :

- 1^{er} set d'acquisitions image à 11h – 11h30 – Set A
 - o Images « sèches »
 - o Images après arrosage d'un carré (zone 15)
 - o Mesure ASD à 11h40 sur les carrés en bordure d'image + photos
 - o Récolte d'échantillon pour la mesure d'humidité sur les bordures de l'image (à l'extérieur de la zone imagée)
- 2^{ème} set d'acquisition image à 13h – 13h30 – Set B
 - o Images
- Acquisition photo avec la perche pour le modèle photogrammétrique
- Mesures de pts gps aux quatre coins de la zone de précision décimétrique (~40 cm)
- 3^{ème} set d'acquisition image à 13h45 – 14h00 – Set C
 - o Images
 - o Mesure ASD à 14h00 sur les carrés en bordure d'image + photos
 - o Récolte d'échantillon pour la mesure d'humidité sur les bordures de l'image (à l'extérieur de la zone imagée)
- 4^{ème} set d'acquisition image à 15h00 – 15h15 Set D
 - o Images
 - o Mesure ASD à 15h20 sur tous les carrés + photos
 - o Mesure humidité / Récolte d'échantillon au centre de tous les carrés

Données récupérées

1. Images hyperspectrales

Une liste des images VNIR/SWIR enregistrées a été réalisée (Table.2), avec, en vert, les images d'intérêt (luminosité continue et non saturées. Les paramètres en entrée varient selon les conditions (HSNR : High Signal Noise Ratio, est la moyenne, lors de l'acquisition d'un nombre de spectres sur chaque pixel, ici 4). Saturation spectralon renvoie au signal récupéré sur les spectralons : si seul le spectralon 50% est saturé, on peut garder l'image (sols plus sombres).

IMAGE (XXXX : VNIR/SWIR)	Saturation Spectralons	HSNR	Remarques
coincés_sec_a_XXXX_us_2x_2009-01-01T020344_raw2_rad_f32	Non	-	Voile nuageux uniforme – attention date/heure incorrecte. Heure : 12h45
coincés_humide_a_XXXX_us_2x_2009-01-01T020830_raw2_rad_f32	Non	-	Voile nuageux uniforme attention date/heure incorrecte. Heure 12h50
coincés_humide_b_XXXX_us_2x_2009-01-01T010904_raw2_rad_f32	Non	-	Voile nuageux uniforme attention date/heure incorrecte. Heure : 15h30
coincés_humide_b_XXXX_us_2x_HSNR04_2009-01-01T011753_raw2_rad_f32	Non	4	Voile nuageux uniforme attention date/heure incorrecte. Heure 15h38 angle zénithal 35.6°
coincés_humide_b_XXXX_us_2x_HSNR04_2009-01-01T011134_raw_rad_f32	Non	4	Changement luminosité en cours d'acquisition : voile nuageux / Zone 5 sous le soleil. Attention date/heure incorrecte. Heure 15h32
gemigny-sec-a_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-06T111204_raw2_rad_f32	Non	4	Nuage
gemigny-sec-a_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-06T111623_raw2_rad_f32	Non	4	Voile nuageux fluctuant
gemigny-sec-a_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-06T112039_raw2_rad_f32	Non	4	Soleil 11h20 angle zénithal 44°
gemigny-humide-a_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-06T113004_raw2_rad_f32	Non	4	Changement luminosité en cours d'acquisition : soleil / Zone 5 sous nuage
gemigny-humide-a_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-06T113617_raw2_rad_f32	Non	4	Nuage continu
gemigny-humide-b_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-06T1125727_raw2_rad_f32	Non	4	Voile nuageux uniforme
gemigny-humide-c_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-06T1140609_raw2_rad_f32	Non	4	Soleil (cirrus)
gemigny-humide-c_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-06T1140910_raw2_rad_f32	Non	4	Changement luminosité en cours d'acquisition : soleil / Zone 4 sous voile

			nuageux
gemigny-humide-d_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-06T150946_raw2_rad_f32	Non	4	Nuage continu
gemigny-humide-d_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-06T151610_raw2_rad_f32	50%	4	Changement luminosité en cours d'acquisition : soleil / Zone 4 et 5 sous voile nuageux
mareau-sec-a_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-07T105942_raw2_rad_f32	Non	4	Voile nuageux uniforme
mareau-humide-a_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-07T110451_raw2_rad_f32	Non	4	Voile nuageux uniforme
mareau-humide-a-sat_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-07T111035_raw2_rad_f32	50%	4	Voile nuageux uniforme
mareau-humide-a-sat_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-07T112922_raw2_rad_f32	SWIR	4	Voile nuageux uniforme - Test saturation 2100-2500 : pas de données en sortie
mareau-humide-b-sat_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-07T131228_raw2_rad_f32	SWIR	-	Changement luminosité en cours d'acquisition : voile nuageux / Zone 4 et 5 sous le soleil - Test saturation 2100-2500 : pas de données en sortie
mareau-humide-b-sat_XXXX_2x_2017-09-07T131959_raw2_rad_f32	Non	-	Voile nuageux uniforme
mareau-humide-b-sat_XXXX_2x_2017-09-07T132140_raw2_rad_f32	Non	-	Voile nuageux uniforme
mareau-humide-b-sat_XXXX_2x_2017-09-07T132333_raw2_rad_f32	50%	-	Changement luminosité en cours d'acquisition
mareau-humide-c-sat_XXXX_2x_2017-09-07T134603_raw2_rad_f32	50%	-	Changement luminosité en cours d'acquisition
mareau-humide-d-sat_XXXX_2x_2017-09-07T150329_raw2_rad_f32	50/40%	-	Soleil
mareau-humide-d-sat_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-07T150432_raw2_rad_f32	50%	4	Changement luminosité en cours d'acquisition : soleil / Zone 4 et 5 sous nuage
mareau-humide-d-sat_XXXX_2x_HSNR04_2017-09-07T151042_raw2_rad_f32	50%	4	Soleil 15h13 angle zénithal 38.2 °
mareau-humide-d-sat_XXXX_2x_2017-09-07T151356_raw2_rad_f32	50%	-	Soleil
mareau-humide-d-sat_XXXX_2x_2017-09-07T150228_raw2_rad_f32	50%	-	Soleil

Table 1. Liste des acquisitions images et premier tri des acquisitions de qualité (en vert : utilisable, orange : utilisable mais avec précaution)

Un document présentera les différents prétraitements appliqués à ces images en vue de leur utilisation.

2. Données d'humidité

Après séchage et pesée des échantillons, nous obtenons les mesures suivantes d'humidité (Table 2)

	Gémigny			Mareau aux prés				Coinces	
sub	Humidité (wt.%)		sub	Humidité (wt.%)			sub	Humidité (wt.%)	
	12h	15h		12h30	14h15	15h30		13h30	16h
SUB1	10	9	SUB1	9	15	8	SUB1	2	7
SUB2	8	7	SUB2	15	14	12	SUB2	3	6
SUB3	6	7	SUB3	11	14	10	SUB3	1	7
SUB4	8	3	SUB4	11	17	11	SUB4	2	7
SUB5	9	3	SUB5	9	13	12	SUB5	3	9
SUB6	7	6	SUB6	12	13	14	SUB6	3	5
SUB7	-	6	SUB7	-	-	13	SUB7	-	6
SUB8	-	4	SUB8	-	-	13	SUB8	-	4
SUB9	-	6	SUB9	-	-	13	SUB9	-	8
SUB10	4	6	SUB10	11	14	11	SUB10	18	18
SUB11	-	-	SUB11	-	-	-	SUB11	3	5
SUB12	8	5	SUB12	12	16	12	SUB12	2	5
SUB13	8	5	SUB13	13	16	12	SUB13	-	5
SUB14	15	14	SUB14	15	16	13	SUB14	3	4
SUB15	8	4	SUB15	17	16	17	SUB15	2	2

Table 2. Mesures d'humidité par zone « sub » et selon l'horaire pour chaque terrain échantillonné

3. Données ASD

Les données de réflectance correspondant à chaque zone et chaque image acquises ont été enregistrées sous forme d'un tableur excel. Elles ont par la suite été triées selon leur qualité en 4 classes :

- Vert (utilisable)
- Jaune (utilisable, mais avec précaution : bruit, artefacts...)
- Orange (peu recommandé : bruit très important)
- Rouge (non utilisable : bruit et luminosité variable durant la mesure)



Géosciences pour une Terre durable

brgm

ONERA

E. Ducasse

ONERA - 2 avenue Edouard Belin - BP74025 -
31055 TOULOUSE cedex 4

V/Réf. Cde : 196167/DCMP/JMIE
N/Réf. Etude : 18-3-024-C
Affaire suivie par : Xavier BOURRAT
Tél : 02.38.64.37.54


Orléans le, 03 August 2018

Madame, Monsieur

Nous vous prions de bien vouloir trouver ci-joint en 1 exemplaire(s) les résultats d'analyse de vos échantillons.

Nous restons à votre disposition pour tout renseignement complémentaire.

Veuillez agréer, Madame, Monsieur, l'expression de nos sincères salutations.


Véronique JEAN-PROST
Coordonnatrice des Analyses
Direction des Laboratoires

BRGM - 3, avenue Claude Guillemin - BP 36009 - 45060 Orléans cedex 2, France
Direction des Laboratoires - Unité Caractérisation Minérale, Physico-chimique et texturale
Téléphone: (33) 02 38 64 36 78 - Télécopieur: (33) 02 38 64 37 11

RAPPORT D'ESSAIS 18-3-024-C

Caractérisation minéralogique par diffractométrie des rayons X

V/Réf. : 196167/DCMP/JMIE Informations sur le(s) échantillon(s) : - Date de réception : 26/06/2018 - Date début d'analyse : 26-JUN-18 - Nombre: 5 - Nature : sols - Auteur prélèvement: demandeur	A l'attention de : E. Ducasse ONERA ONERA - 2 avenue Edouard Belin - BP74025 - 31055 TOULOUSE cedex 4 Télécopie n°
---	---

Résultats validés par Adrien LE CLECH, Nicolas MAUBEC qualifié(es) pour l'essai


Véronique JEAN PROST
Coordonnatrice des Analyses
Direction des Laboratoires

Visé le 03-AUG-2018 par **Philippe NEGREL**
Directeur Adjoint



Nbr pages : 20

Note importante :

Les résultats exprimés ne concernent que les échantillons soumis à essais.

La reproduction de ce rapport d'essais n'est autorisée que sous sa forme intégrale.

Sauf demande expresse du donneur d'ordre, les échantillons sont détruits 1 an après la date d'envoi de ce rapport.

BRGM - 3, avenue Claude Guillemin - BP 36009 - 45060 Orléans cedex 2, France
Direction des Laboratoires - Unité Caractérisation Minérale, Physico-chimique et texturale
Téléphone: (33) 02 38 64 36 78 - Télécopieur: (33) 02 38 64 37 11

1. Nature de l'essai :

La fraction cristallisée de(s) l'échantillon(s) est déterminée par diffractométrie des rayons X à partir de leur diffractogramme de poudre. Le seuil de détection est de l'ordre de quelques pourcents, mais peut largement varier en fonction de la nature des différentes phases.

La fraction phylliteuse de(s) l'échantillon(s) est déterminée par diffractométrie des rayons X à partir de lames orientées normales, glycolées pendant 12 heures en tension de vapeur puis chauffées à 490°C pendant 4 heures. Les proportions sont estimées à partir de l'aire des pics. Il faut bien tenir compte que les pourcentages indiqués sont des valeurs relatives des phases phylliteuses dans la fraction dite « < 2 microns » de l'échantillon.

Une phase dite « amorphe aux rayons X » peut être : une phase non cristallisée ou une phase cryptocristalline.

2. Appareillage et conditions expérimentales :

➤ Conditions expérimentales – Analyses des poudres

Appareillage : Diffractomètre BRUKER D8 ADVANCE

- Balayage de 4 à 90°2θ
- Vitesse de balayage de 0,03°2θ/seconde
- Temps de comptage : 480 secondes par pas
- Echantillon tournant
- Tube au Cuivre (λ K α 1 \approx 1.54 Å)

➤ Conditions expérimentales – Analyses sur lame orientée (fraction < 2μm) :

Appareillage : Diffractomètre BRUKER D8 ADVANCE

- Balayage de 2 à 35°2θ
- Vitesse de balayage de 0,03°2θ/seconde
- Temps de comptage : 288 secondes par pas
- Echantillon fixe
- Tube au Cuivre (λ K α 1 \approx 1.540 Å)

Préparation des échantillons pour lame orientée:

- Elimination des carbonates à l'aide d'une solution d'acide acétique/acétate de sodium à pH = 5
- Saturation des minéraux argileux en Ca²⁺ à l'aide d'une solution de chlorure de calcium à 0.01M

Lavage des suspensions avec de l'eau déminéralisée

Traitement des diagrammes : Logiciel DIFFRAC Suite

Analyse quantitative :

Elle a été réalisée à l'aide du logiciel SiroQuant V.4. La quantification est réalisée par un affinement basée sur la méthode Rietveld. Cette méthode consiste à simuler un diffractogramme à partir des modèles cristallographiques des phases présentes dans l'échantillon considéré, puis d'ajuster les paramètres de ces modèles afin que le diffractogramme simulé soit le plus proche possible du diffractogramme mesuré.

3. Résultats d'analyse

COINCES B2

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	59	3
Smectite	21	5
Feldspath potassique (microcline et/ou orthose)	7	3
Plagioclase (Albite sur le diffractogramme)	6	3
Kaolinite	3	5
Illite et/ou micas	3	5
Chlorite	1	5
Calcite	Traces	

COINCES B4

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	58	3
Smectite	20	5
Calcite	7	3
Feldspath potassique (microcline et/ou orthose)	5	3
Plagioclase (Albite sur le diffractogramme)	5	3
Kaolinite	3	5
Illite et/ou micas	1	5
Chlorite	1	5

COINCES B6

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	64	3
Smectite	18	5
Feldspath potassique (microcline et/ou orthose)	7	3
Plagioclase (Albite sur le diffractogramme)	5	3
Illite et/ou micas	3	5
Kaolinite	2	5
Chlorite	1	5
Calcite	En traces	

COINCES B8

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	58	3
Smectite	23	5
Feldspath potassique (microcline et/ou orthose)	6	3
Plagioclase (Albite sur le diffractogramme)	5	3
Illite et/ou micas	4	5
Kaolinite	2	5
Chlorite	1	5
Amphibole (tremolite sur le diffractogramme)	1	3
Calcite	En traces	

COINCES B10

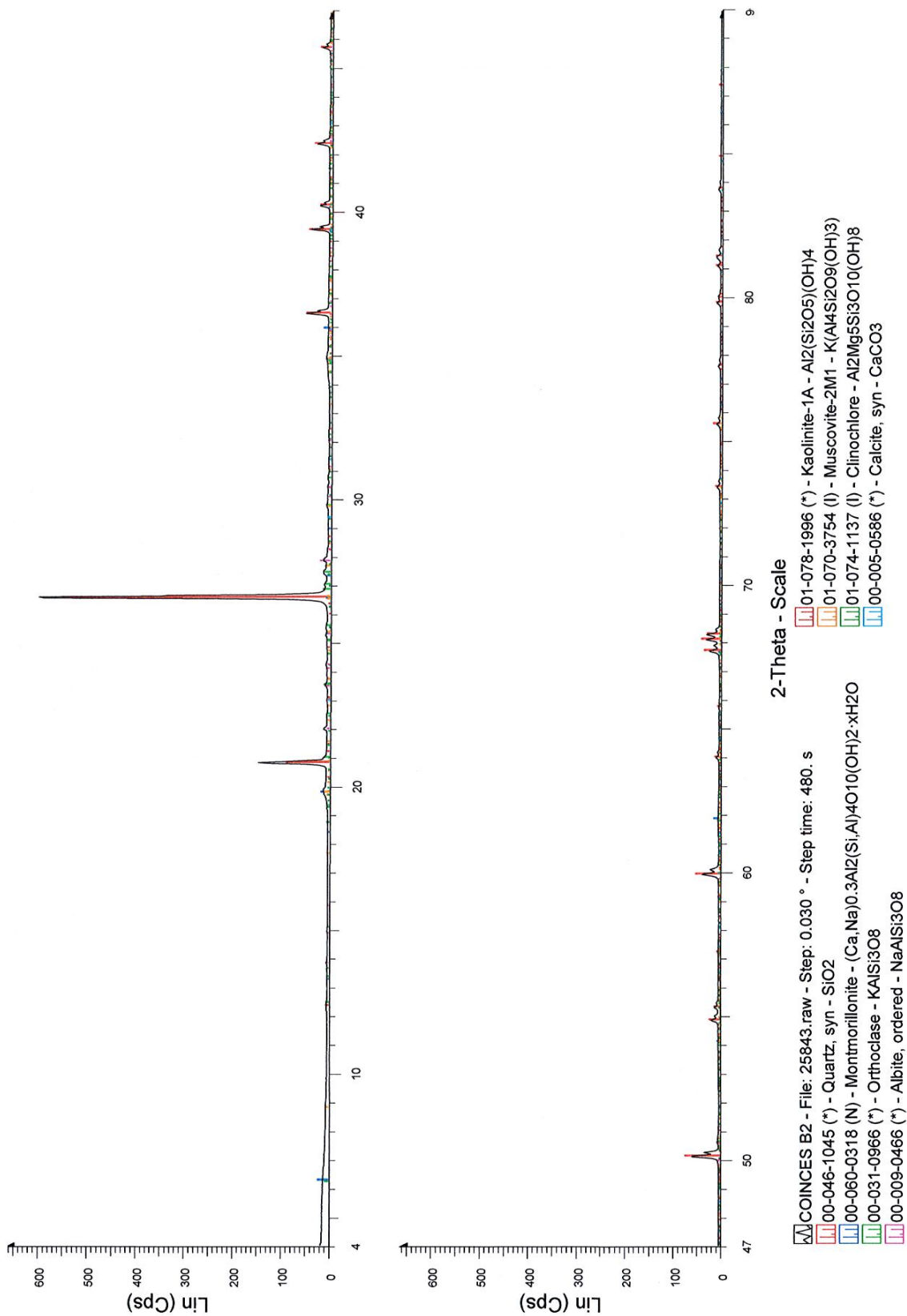
Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	61	3
Smectite	24	5
Feldspath potassique (microcline et/ou orthose)	5	3
Plagioclase (Albite sur le diffractogramme)	4	3
Illite et/ou micas	3	5
Kaolinite	2	5
Chlorite	1	5
Calcite	En traces	

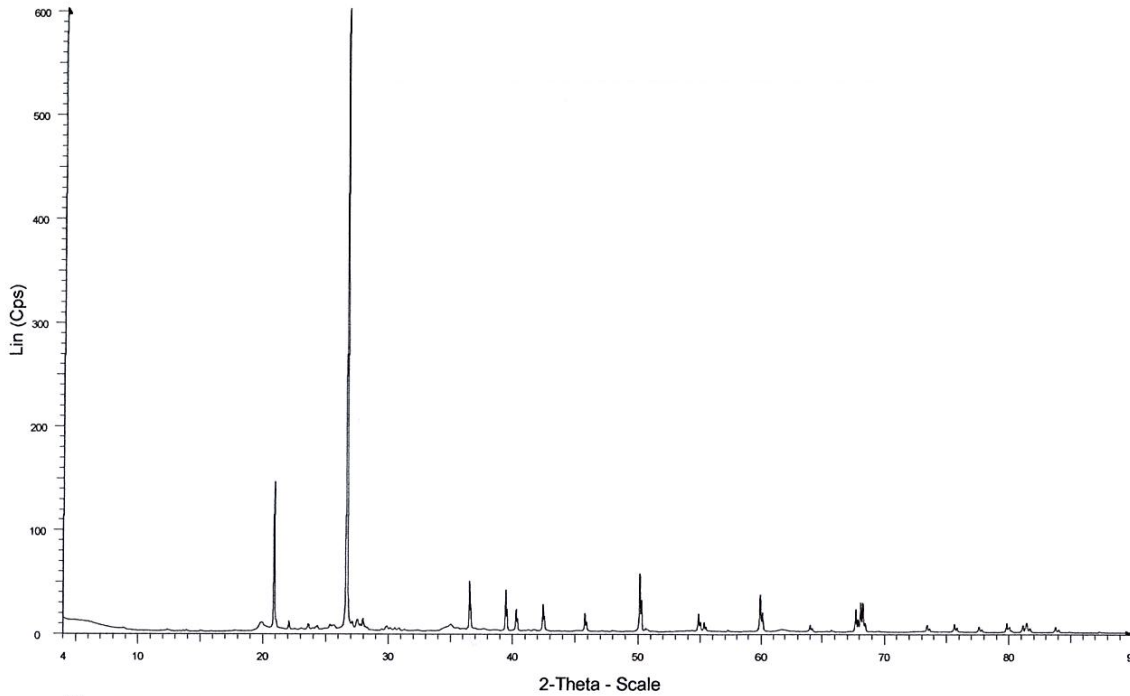
4. Observations

ANNEXE

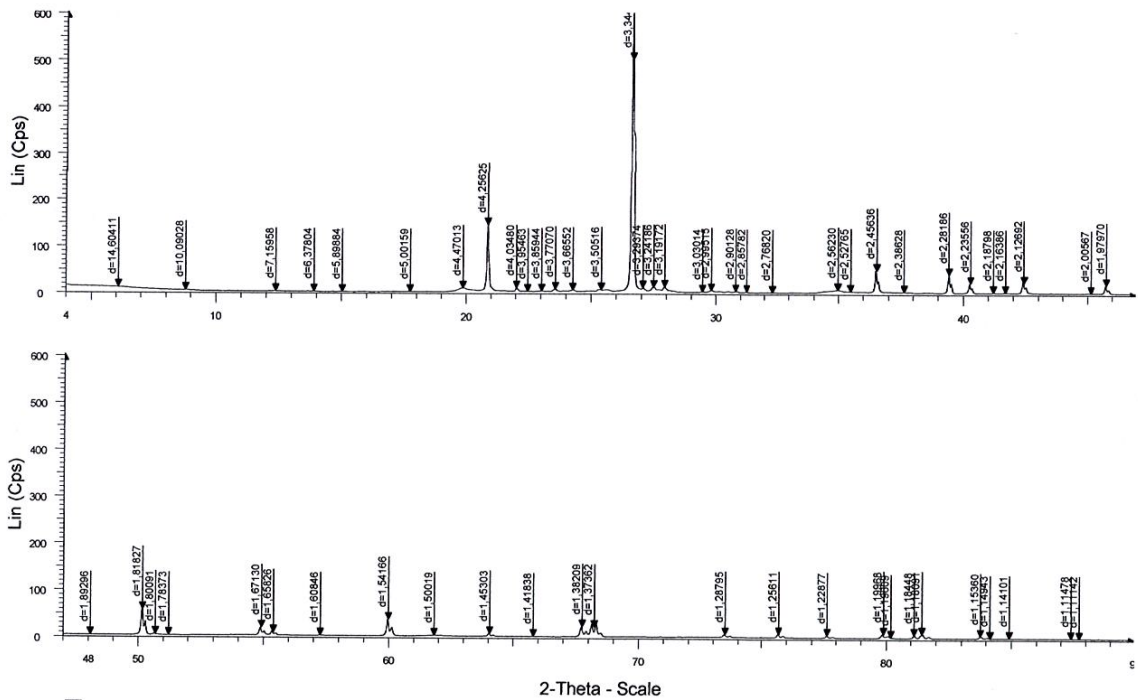
Pour chaque échantillon :

- Le diffractogramme interprété avec les références internationales J.C.P.D.S. (mise à jour de la base 2013)
- Le diffractogramme brut
- Le diffractogramme avec les valeurs (en Å) attribuées à chaque pic
- Le diffractogramme obtenu à partir de la lame normale (indexé N), de la lame glycolée pendant 12 heures en tension de vapeur (indexé G), de la lame chauffée à 490°C pendant 4 heures (indexé C)
- Le diffractogramme calculé par affinement Rietveld comparé au diffractogramme expérimental

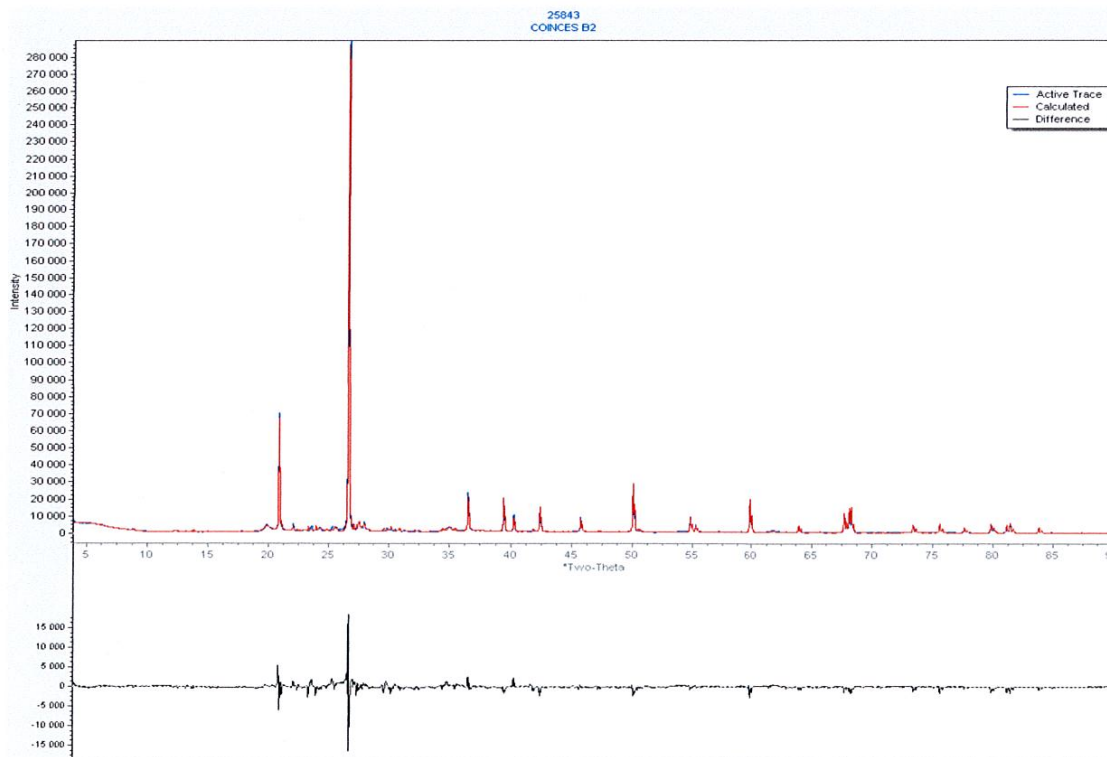
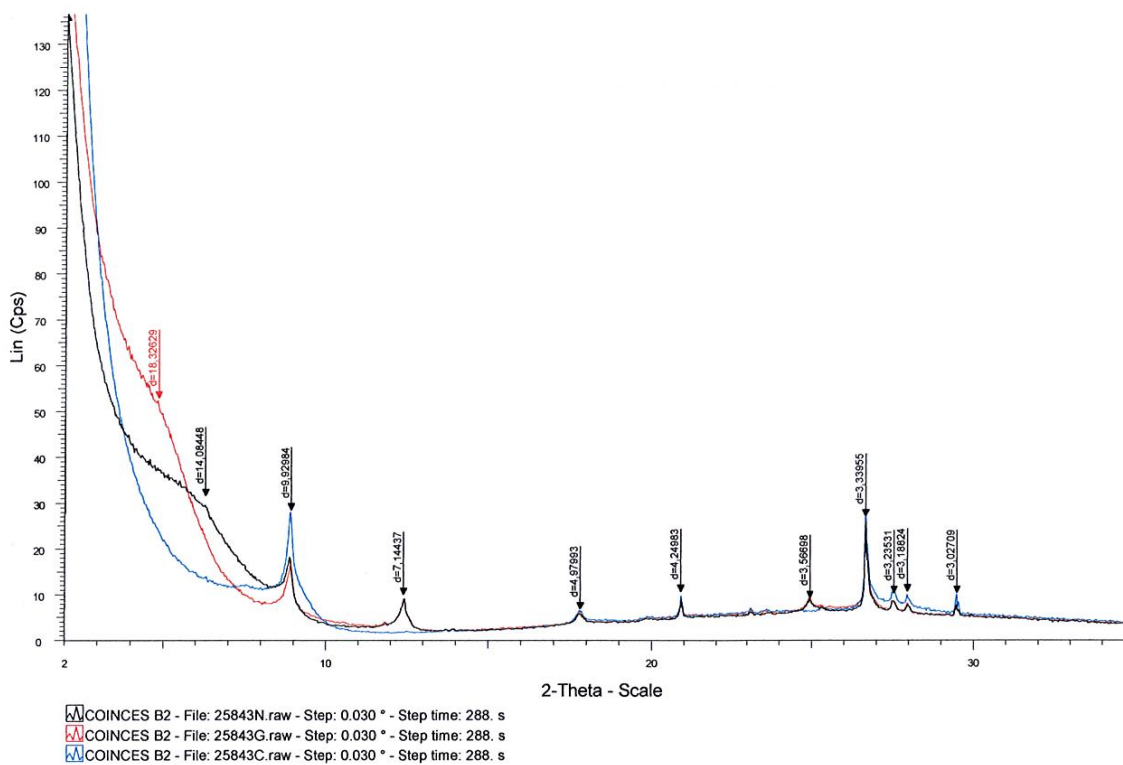


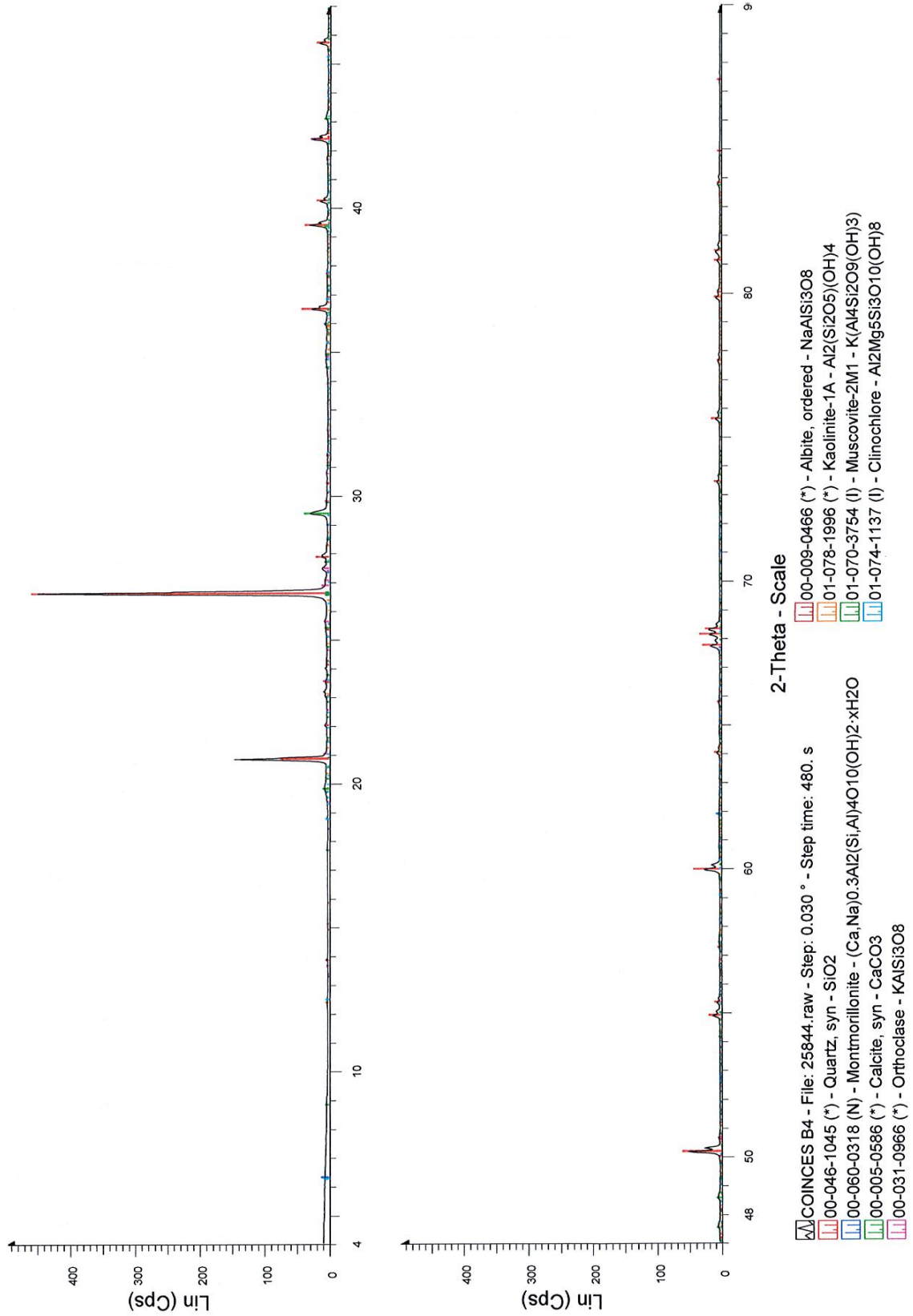


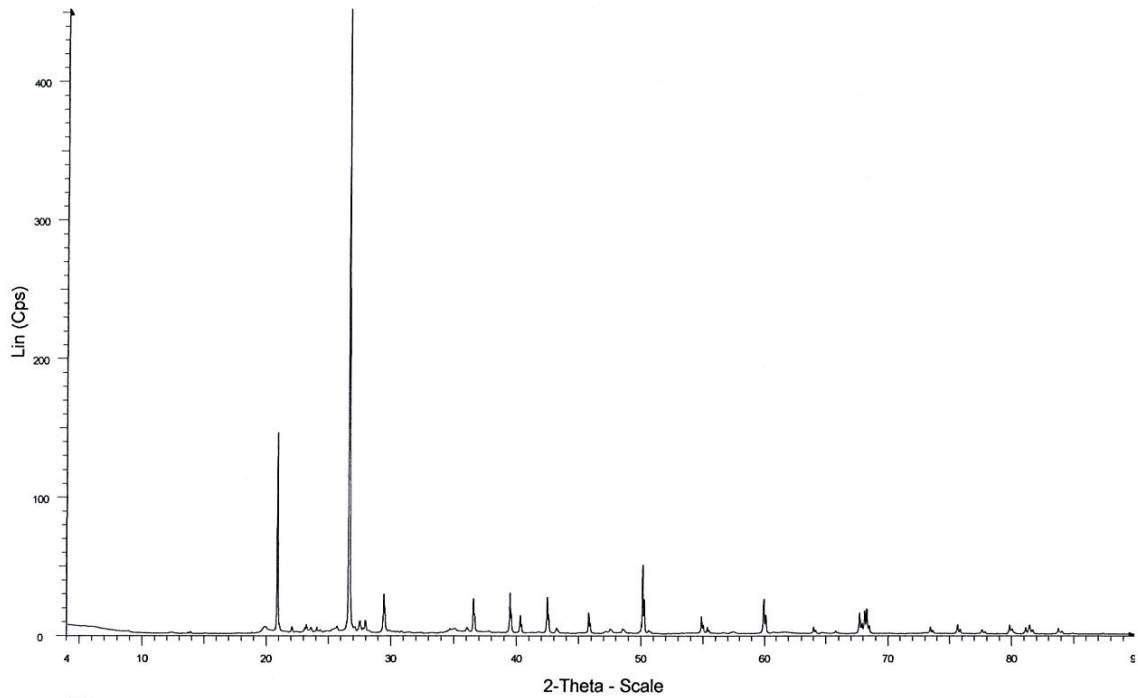
COINCES B2 - File: 25843.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 480. s



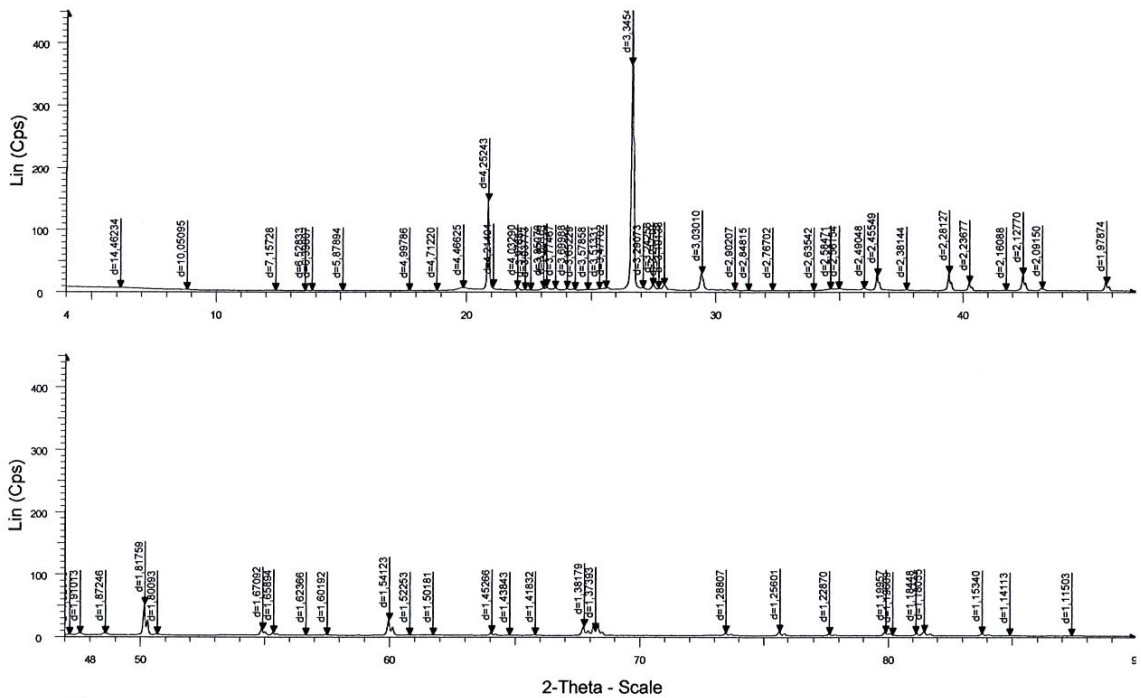
COINCES B2 - File: 25843.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 480. s



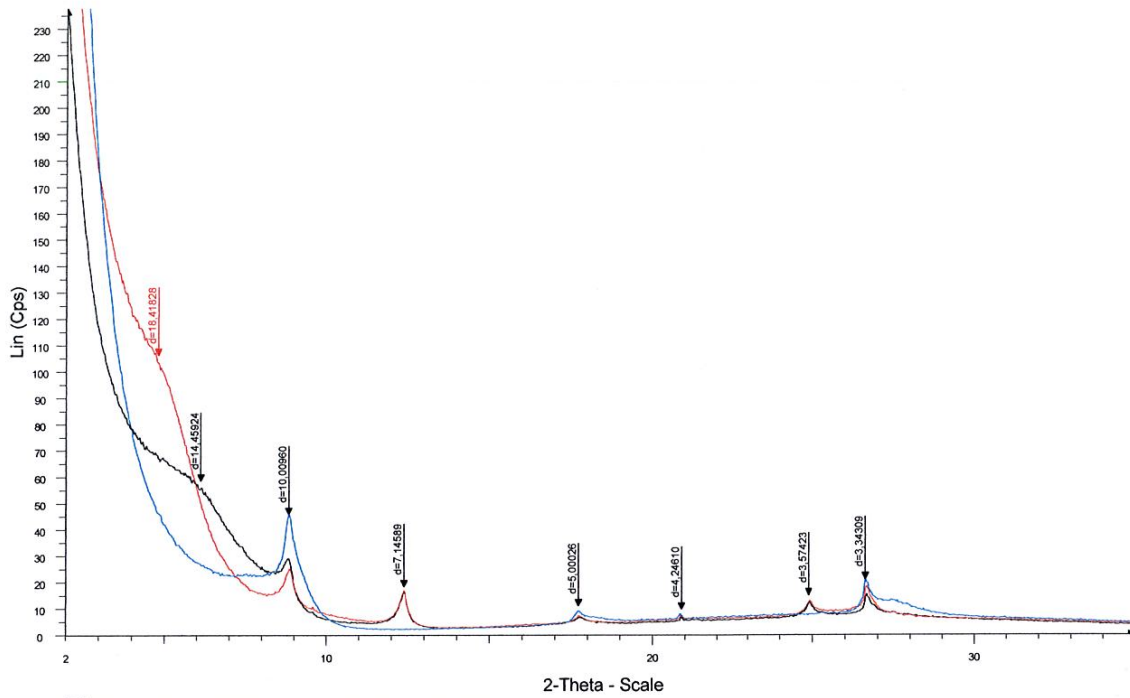




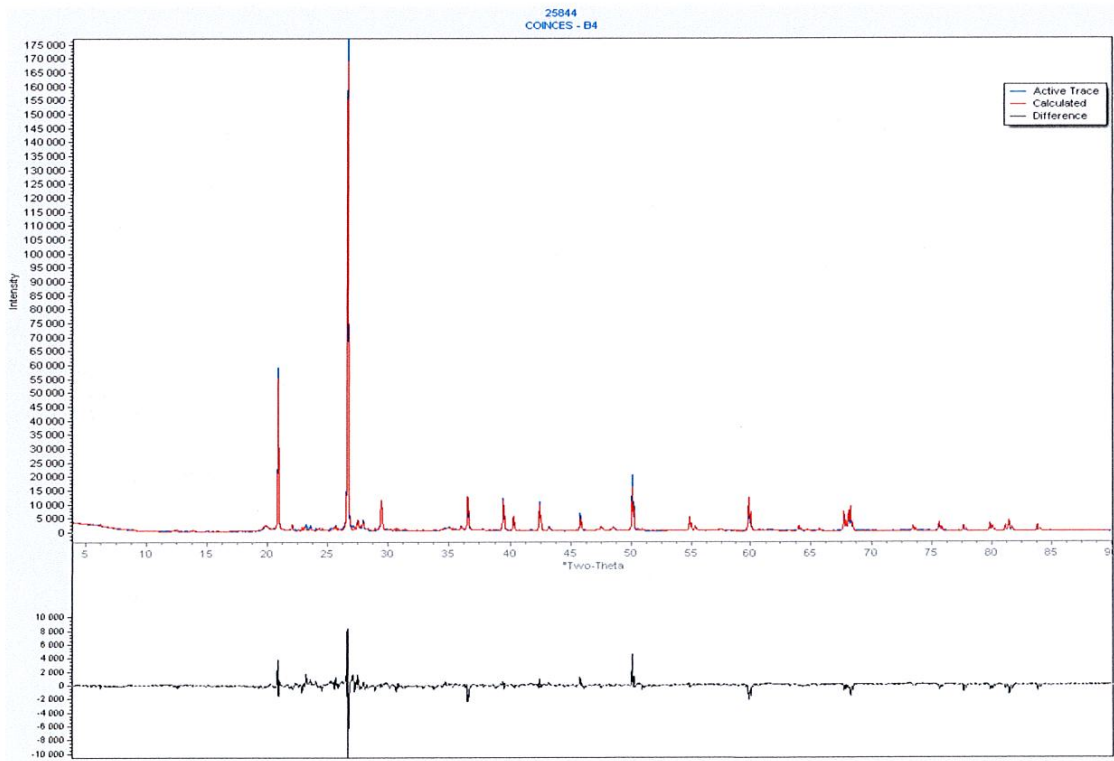
COINCES B4 - File: 25844.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 480. s

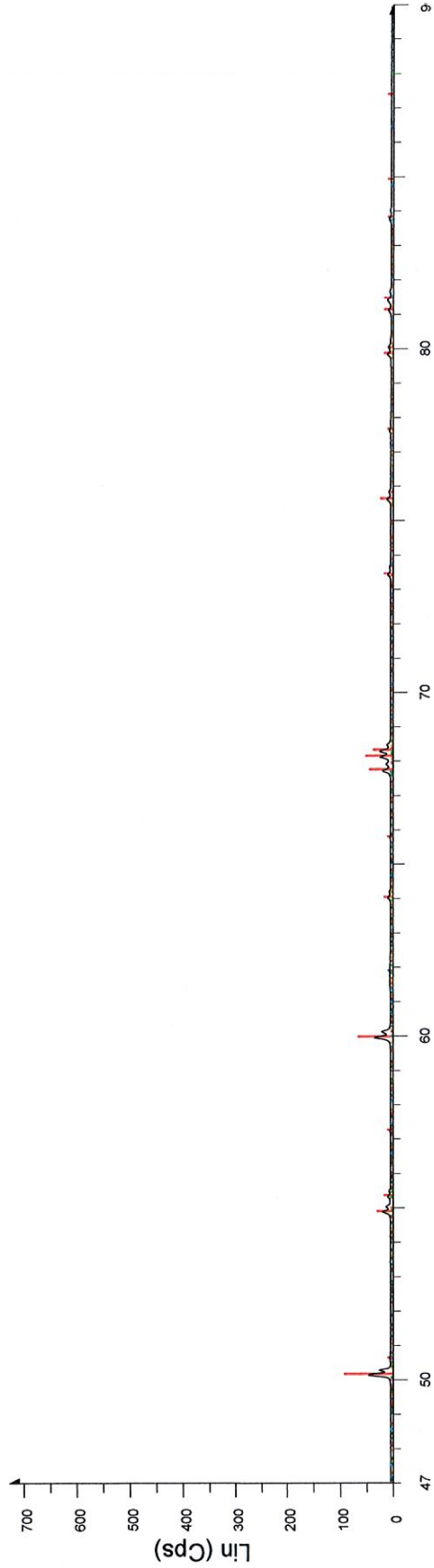
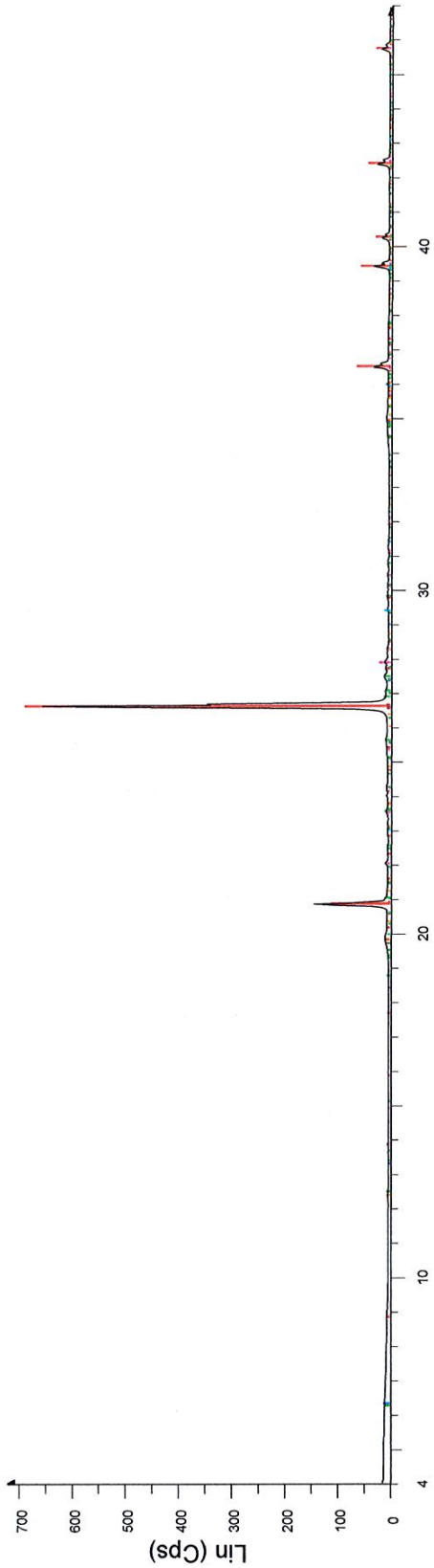


COINCES B4 - File: 25844.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 480. s

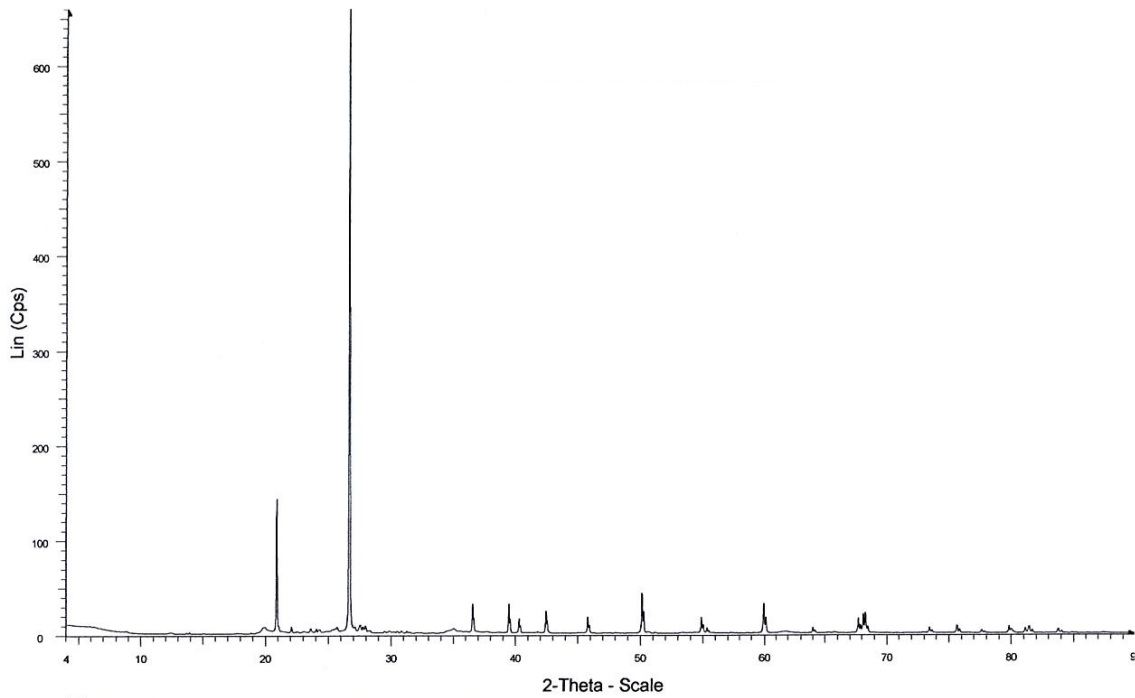


COINCES B4 - File: 25844N.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 288. s
 COINCES B4 - File: 25844G.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 288. s
 COINCES B4 - File: 25844C.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 288. s

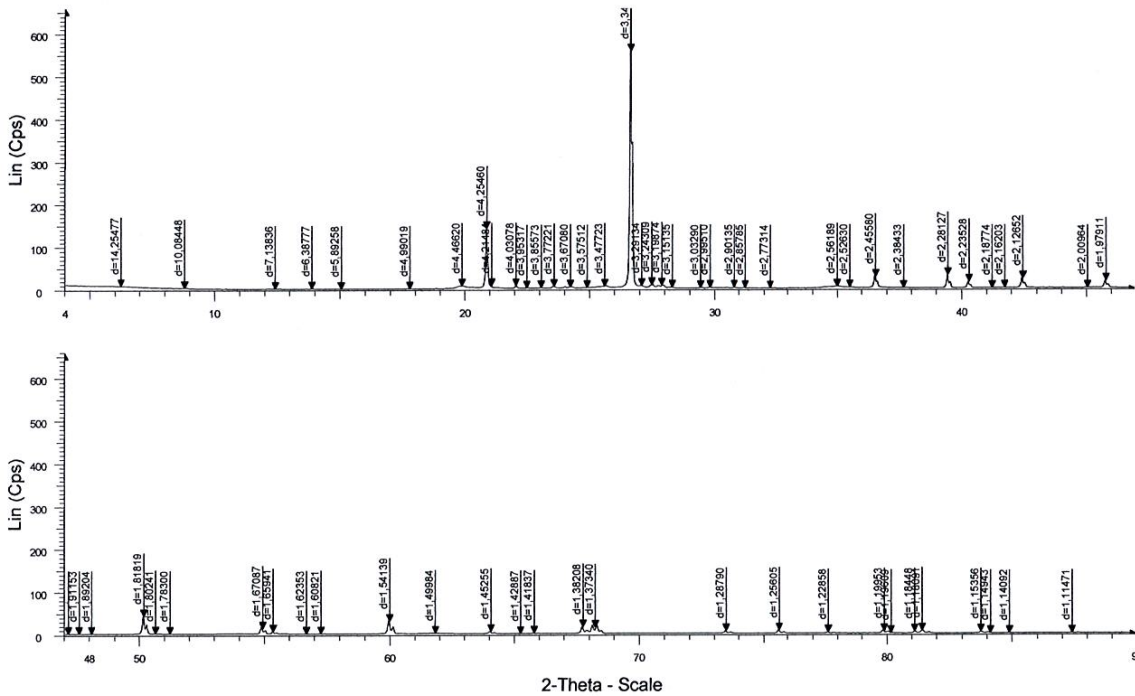




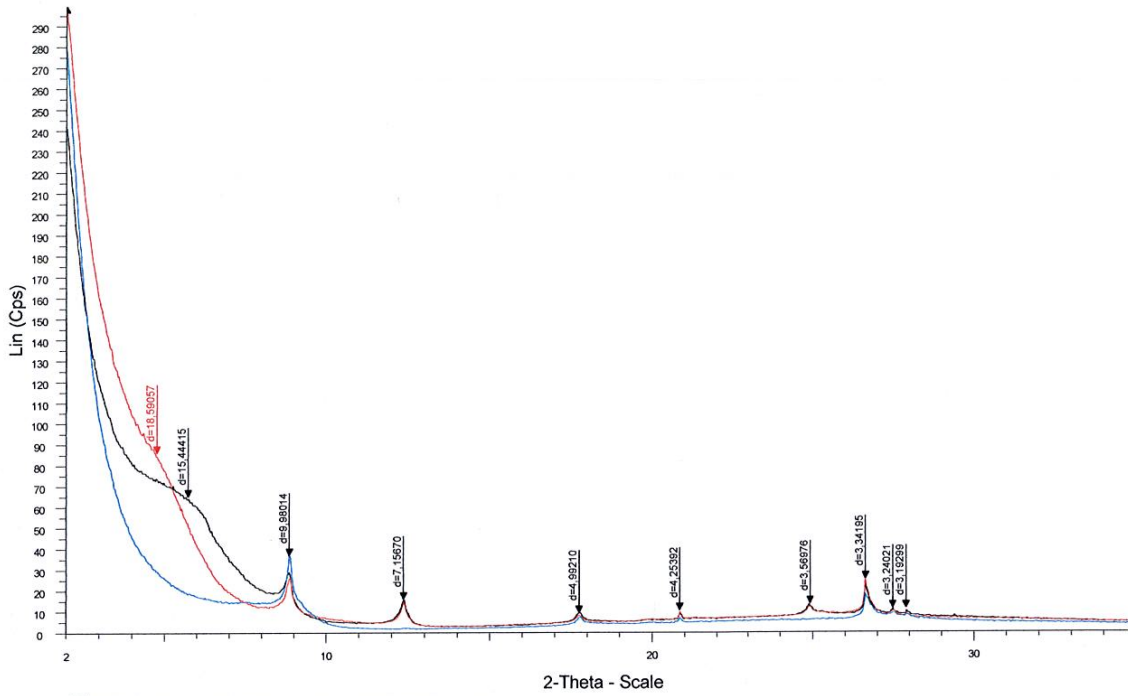
- 2-Theta - Scale
- COINCES B6 - File: 25845.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 480. s
 - 00-046-1045 (*) - Quartz, syn - SiO2
 - 00-060-0318 (N) - Montmorillonite - (Ca,Na)0.3Al2(Si,Al)4O10(OH)2·xH2O
 - 00-031-0966 (*) - Orthoclase - KAlSi3O8
 - 00-009-0466 (*) - Albite, ordered - NaAlSi3O8
 - 01-070-3754 (I) - Muscovite-2M1 - K(Al4Si2O9(OH)3)
 - 01-078-1996 (*) - Kaolinite-1A - Al2(Si2O5)(OH)4
 - 01-074-1137 (I) - Clinocllore - Al2Mg5Si3O10(OH)8
 - 00-005-0586 (*) - Calcite, syn - CaCO3



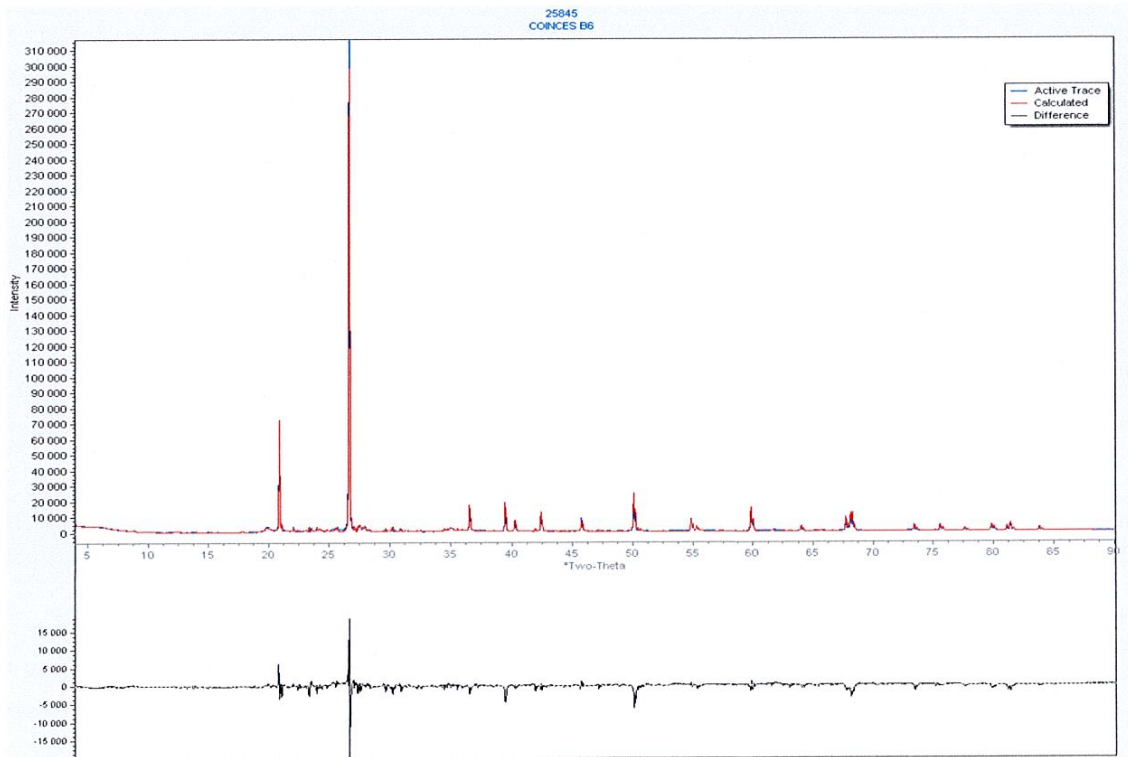
COINCES B6 - File: 25845.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 480. s

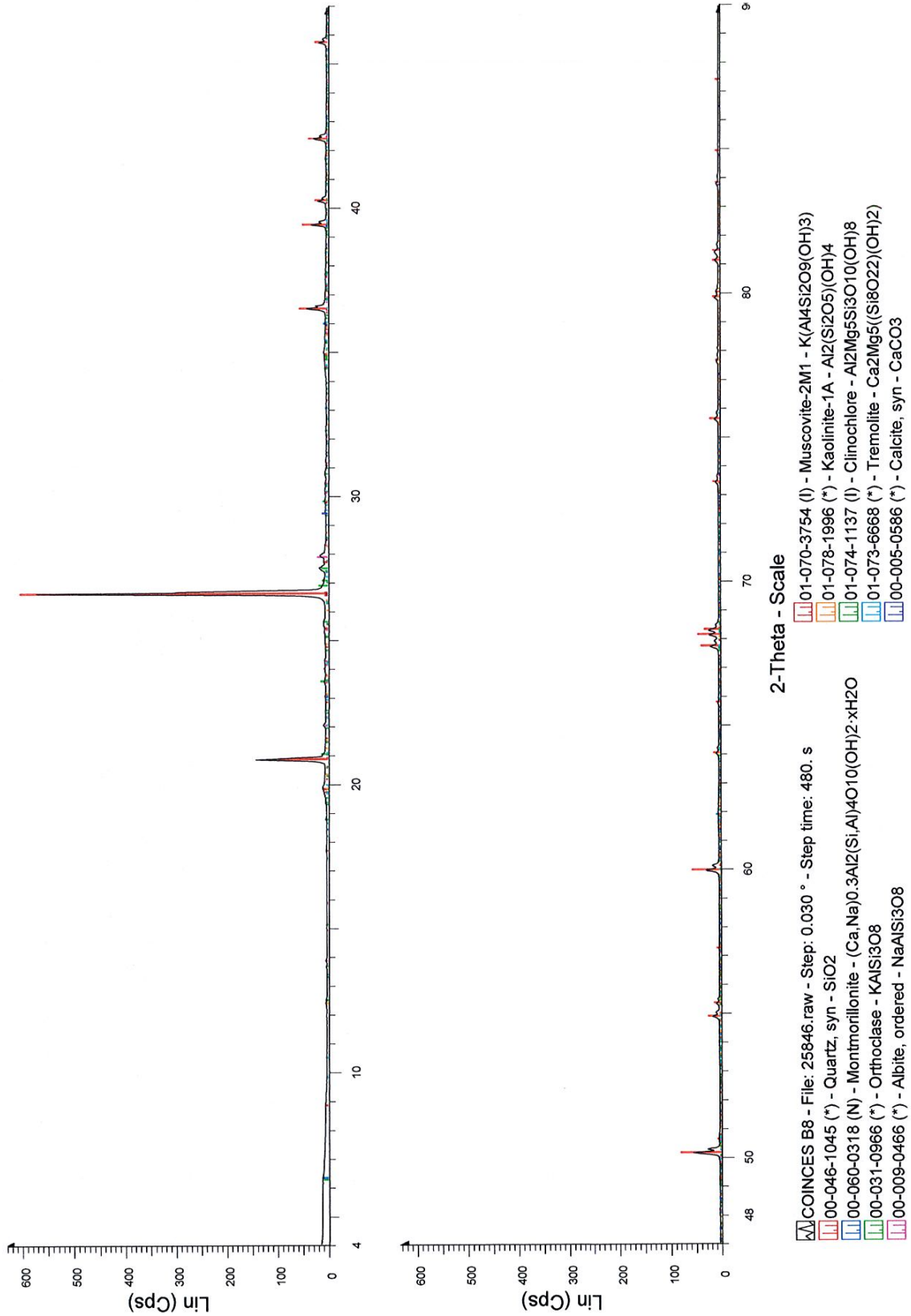


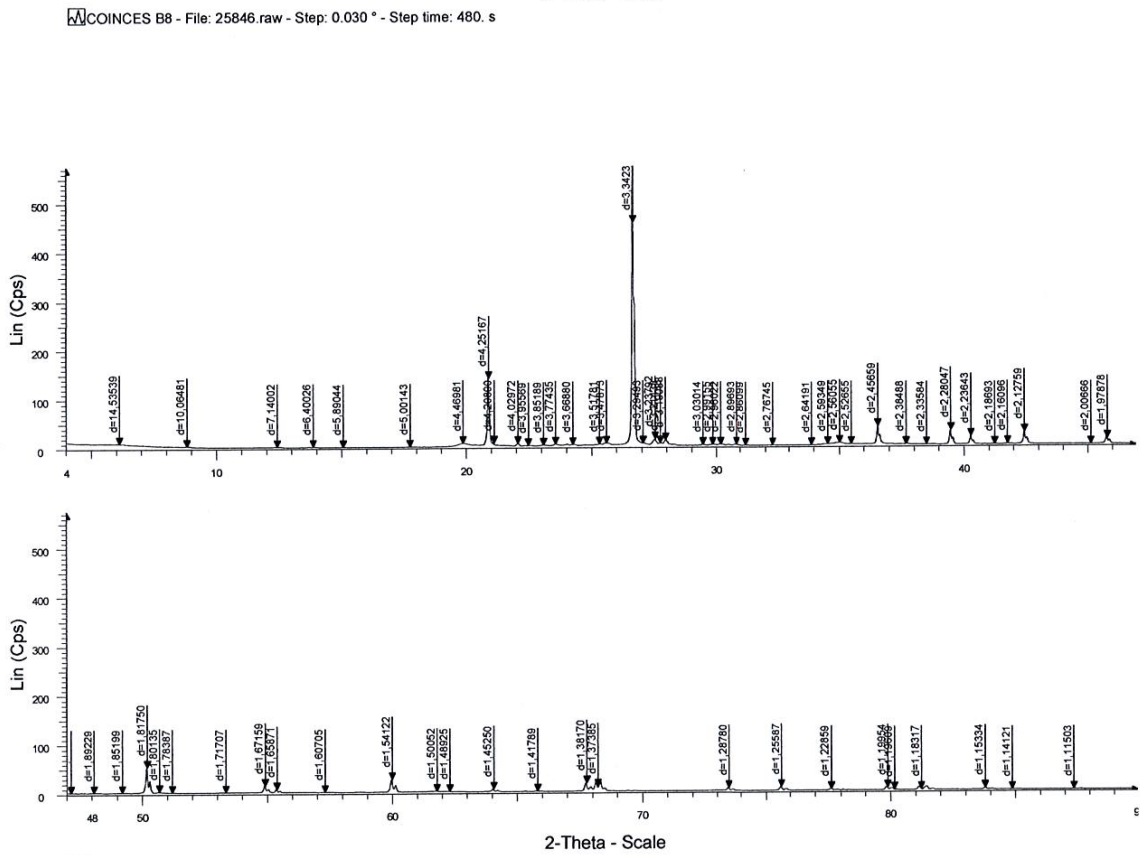
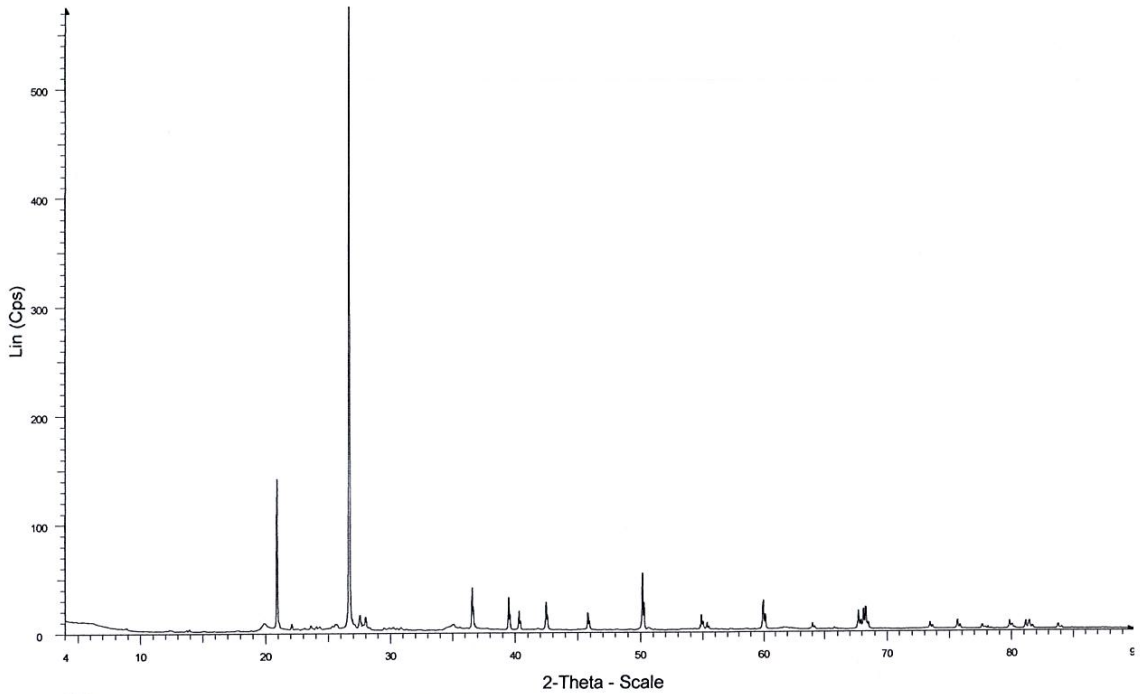
COINCES B6 - File: 25845.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 480. s

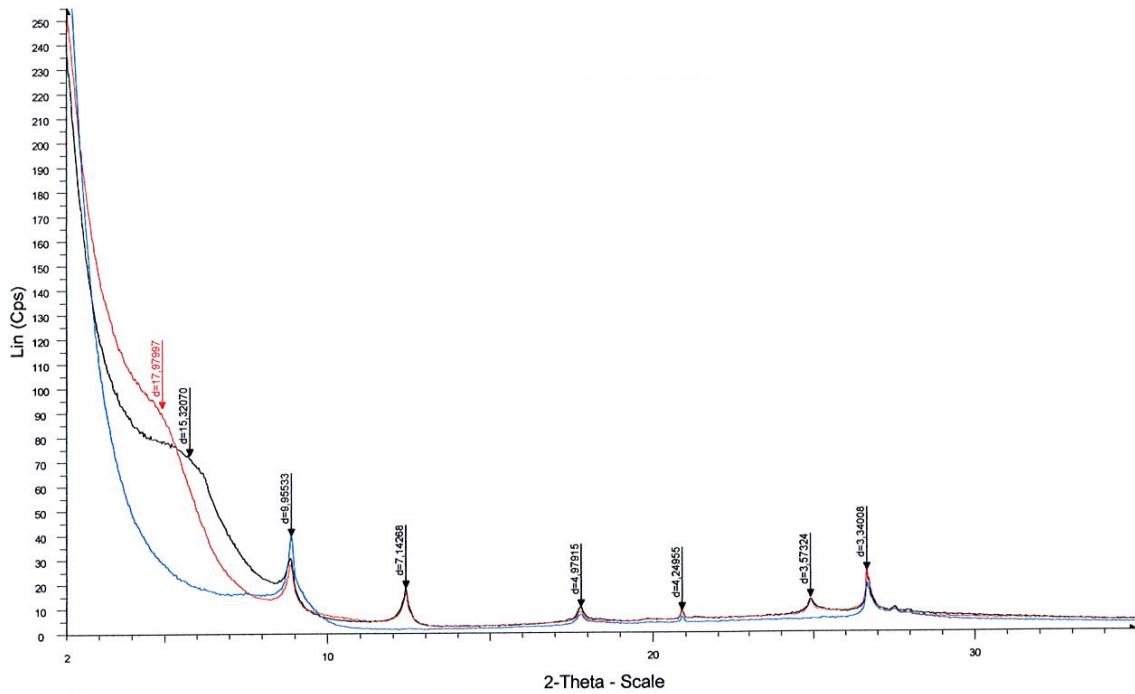


COINCES B6 - File: 25845N.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 288. s
 COINCES B6 - File: 25845G.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 288. s
 COINCES B6 - File: 25845C.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 288. s

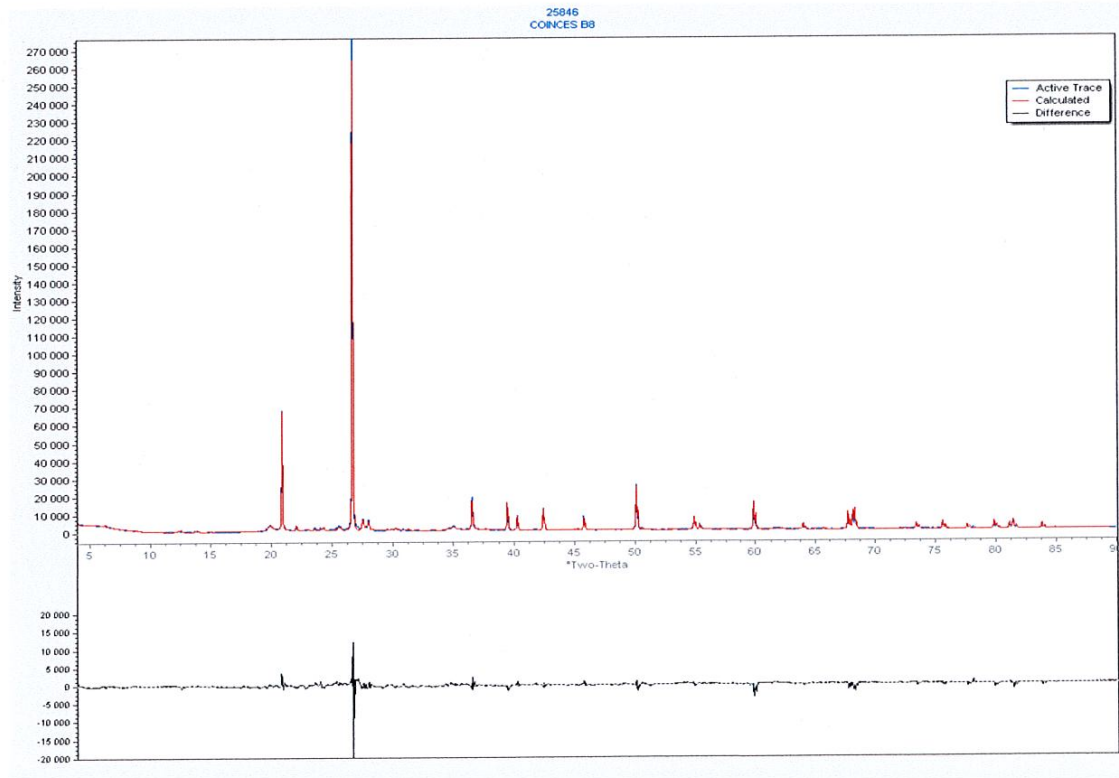


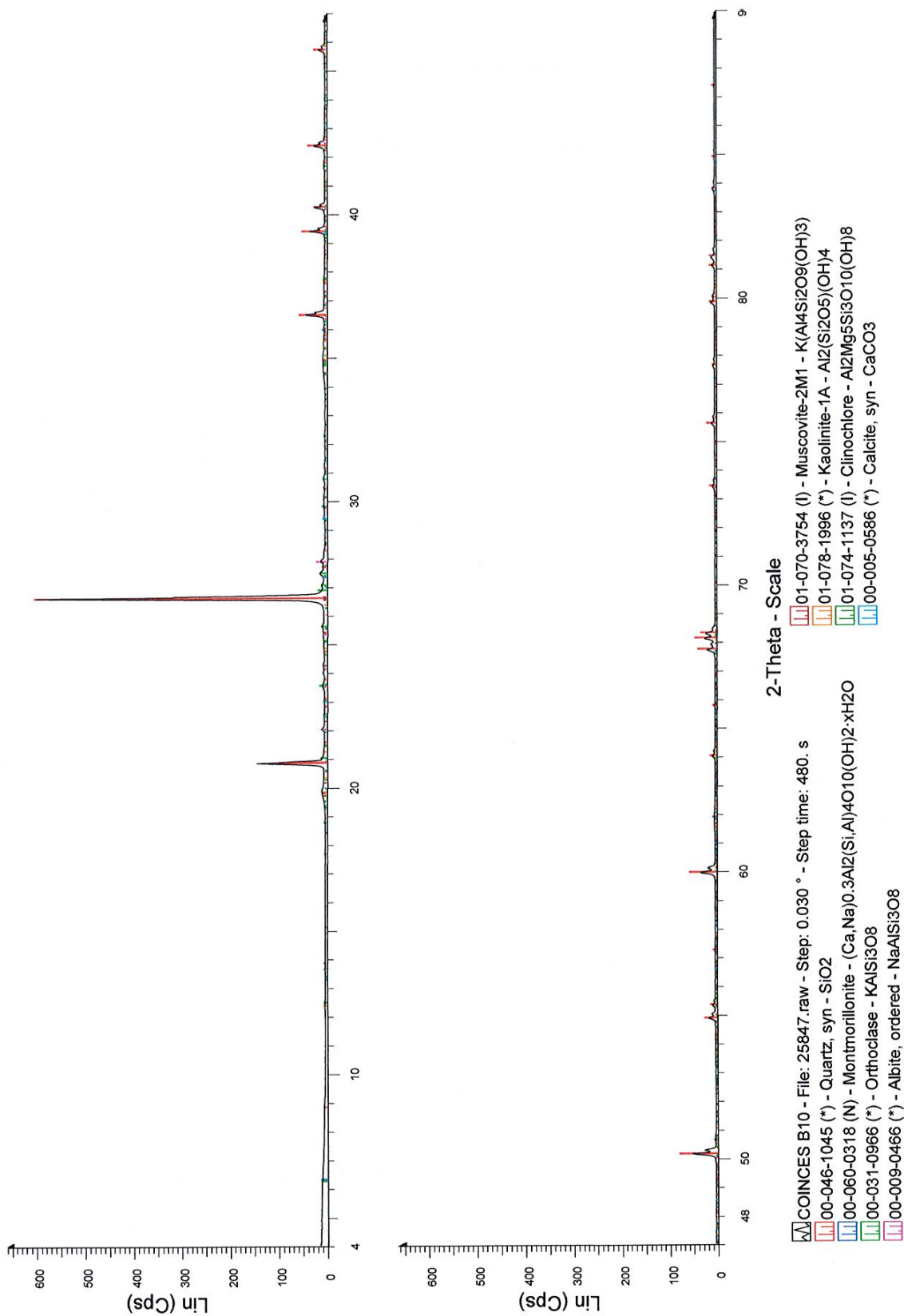


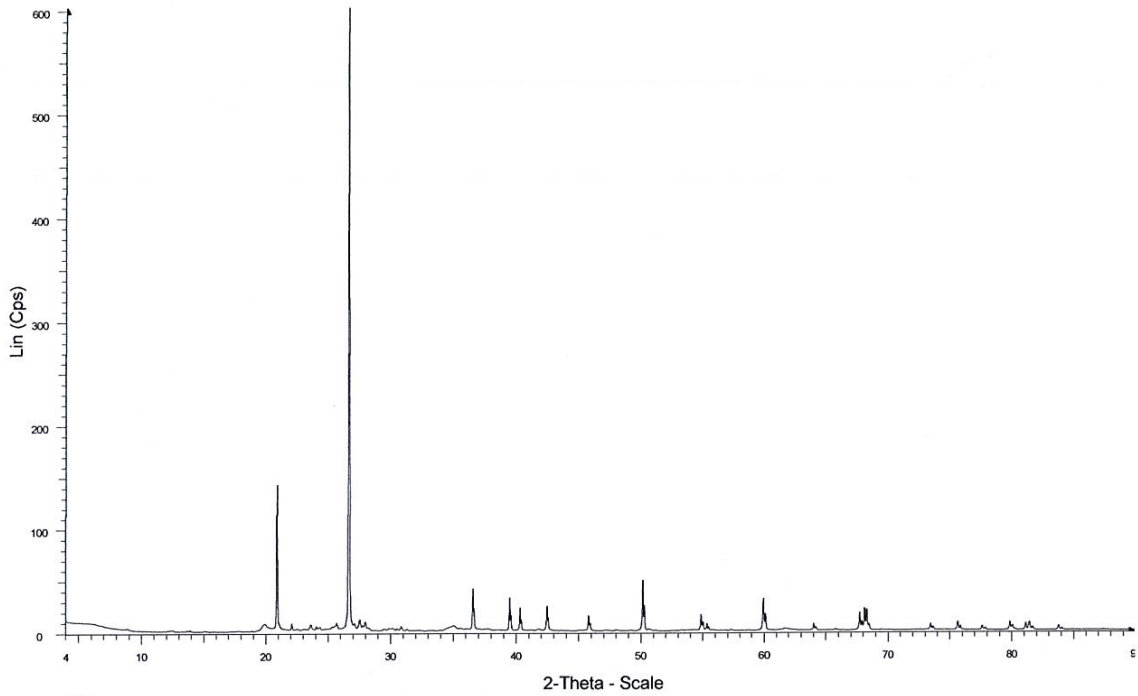




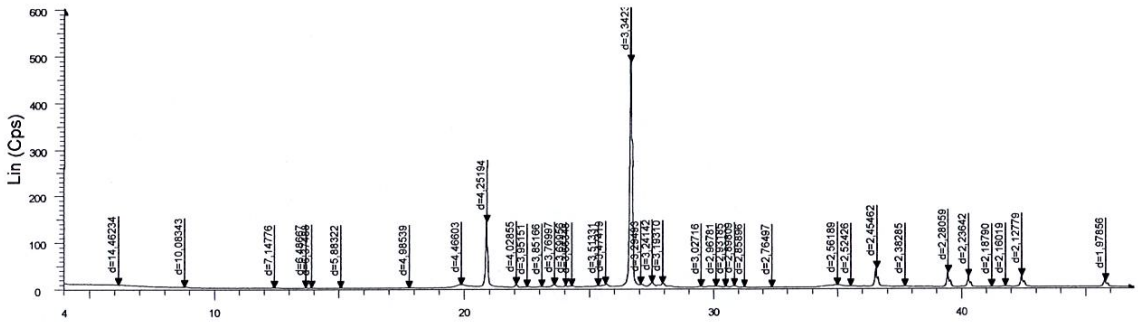
■ COINCES B8 - File: 25846N.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 288. s
■ COINCES B8 - File: 25846G.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 288. s
■ COINCES B8 - File: 25846C.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 288. s



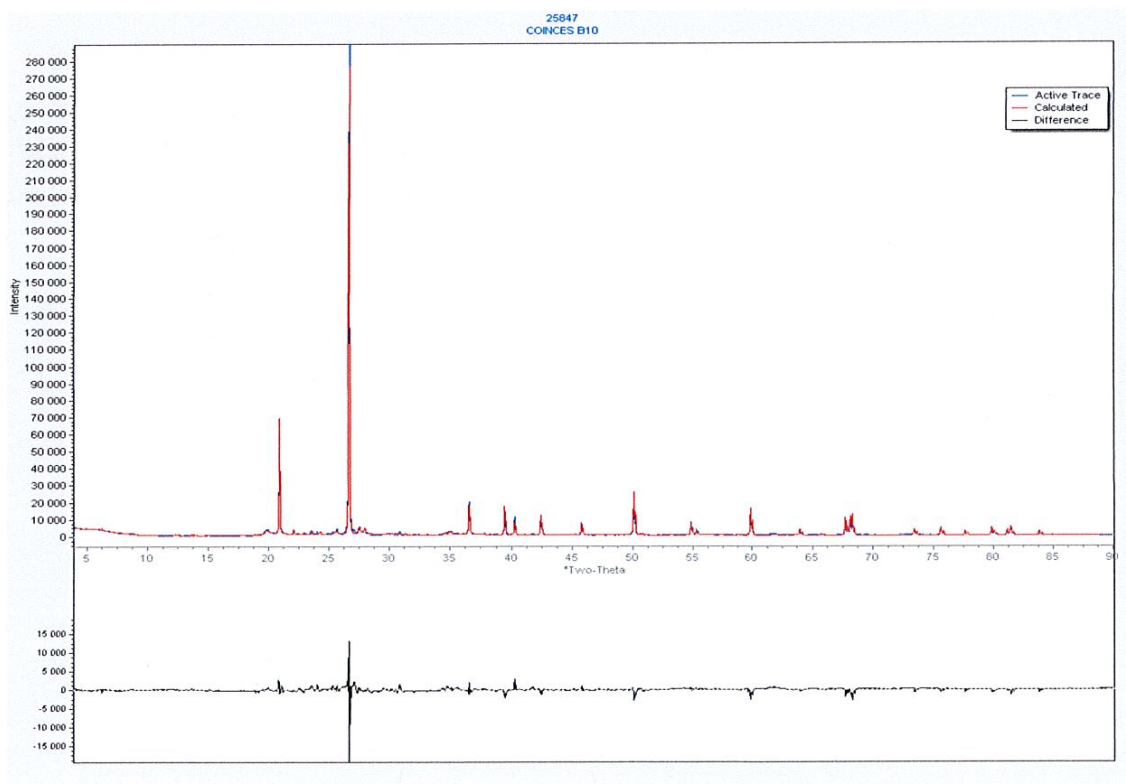
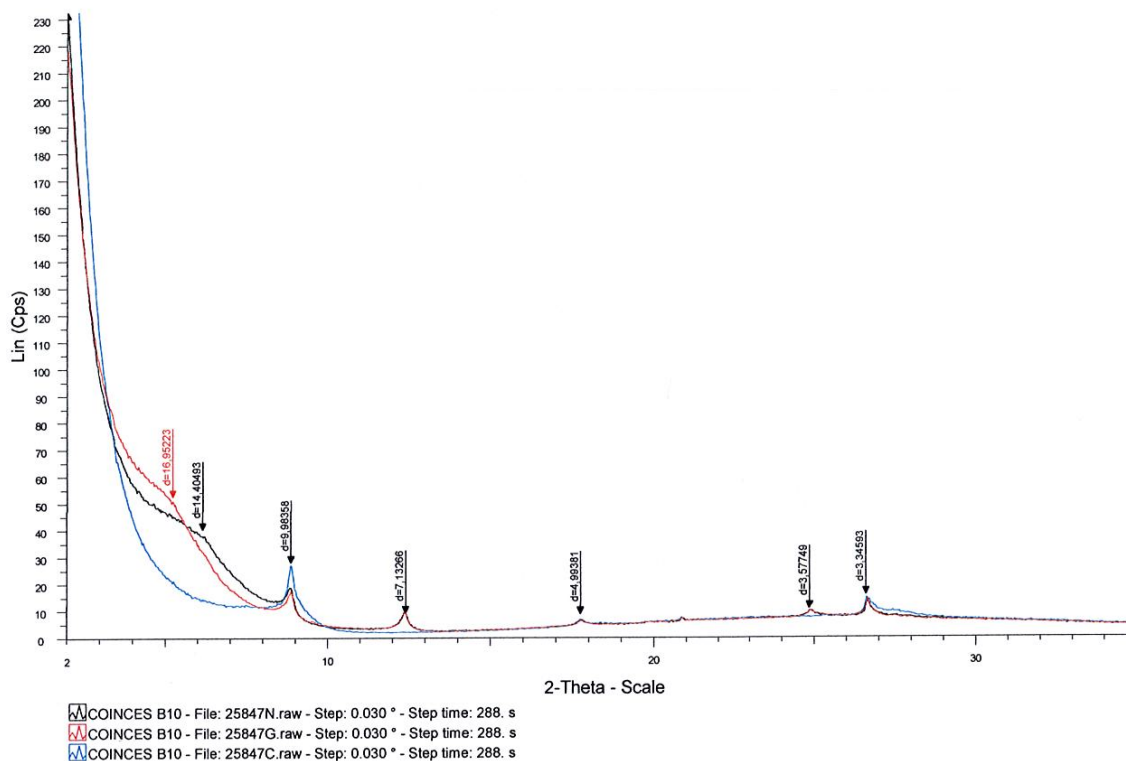




COINCES B10 - File: 25847.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 480. s



COINCES B10 - File: 25847.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 480. s



ONERA

E. Ducasse

ONERA/DOTA/POS 2 avenue Edouard Belin,
BP74025, 31055 TOULOUSE Cedex 4

V/Réf. Cde : Bon pour accord
N/Réf. Etude : 18-3-024-A
Affaire suivie par : Xavier BOURRAT
Tél : 02.38.64.37.54

Orléans le, 23 March 2018


Madame, Monsieur

Nous vous prions de bien vouloir trouver ci-joint en 1 exemplaire(s) les résultats d'analyse de vos échantillons.

Soucieux de s'adapter en permanence aux exigences de ses clients, le BRGM souhaite évaluer leur satisfaction dans le cadre de son système de management de la qualité ; en conséquence, nous vous demandons de bien vouloir porter votre appréciation sur nos prestations en remplissant la grille ci-joint. Nous vous serions reconnaissants de bien vouloir envoyer votre réponse dans un délai de quinze jours.

Nous restons à votre disposition pour tout renseignement complémentaire.

Veillez agréer, Madame, Monsieur, l'expression de nos sincères salutations.


Véronique JEAN-PROST
Coordonnatrice des Analyses
Direction des Laboratoires

BRGM - DIRECTION DES LABORATOIRES

UNITE : MIN

Caractérisation minérale, physico-chimique et
texturale

N/Ref. Etude : 18-3-024-A

Renseigné par : Fonction : Organisme :	Date :
---	---------------

EVALUATION DE VOTRE SATISFACTION

<i>Critères de l'évaluation</i>	PERFORMANCE				IMPORTANT	
	Très satisfait	Satisfait	Insatisfait	Très insatisfait	Important	Peu important
Qualité de l'accueil lors de votre contact						
Devis :						
- présentation générale						
- clair et compréhensible						
- répond à votre demande						
- temps de réponse						
Prestation :						
- conseils techniques						
- disponibilités des interlocuteurs						
- correspond à vos exigences						
- respect des délais						
Rapport de prestation :						
- présentation générale						
- clair et compréhensible						
Réponses à vos attentes						

Observations :

Formulaire à retourner à :
BRGM, Direction des Laboratoires
Majid EL MOSSAOUI, correspondant qualité
BP 36009
45060 ORLEANS CEDEX 2
fax : 02.38.64.37.11
m.elmossaoui@brgm.fr

RAPPORT D'ESSAIS 18-3-024-A

Caractérisation minéralogique par diffractométrie des rayons x

<p>V/Réf. : Bon pour accord</p> <p>Informations sur le(s) échantillon(s) :</p> <ul style="list-style-type: none">- Date de réception : 09/02/2018- Date début d'analyse : 09-FEB-18- Nombre: 10- Nature : sols- Auteur prélèvement: demandeur	<p>A l'attention de : E.Ducasse</p> <p>ONERA ONERA/DOTA/POS 2 avenue Edouard Belin, BP74025, 31055 TOULOUSE Cedex 4</p> <p>Télécopie n°</p>
---	---

Résultats validés par Adrien LE CLECH, Nicolas MAUBEC qualifié(es) pour l'essai


Véronique JEAN-PROST
Coordonnatrice des Analyses
Direction des Laboratoires

Visé le 23-MAR-2018 par Philippe NEGREL
Directeur Adjoint



Nbr pages : 37

Note importante :

Les résultats exprimés ne concernent que les échantillons soumis à essais.

La reproduction de ce rapport d'essais n'est autorisée que sous sa forme intégrale.

Sauf demande expresse du donneur d'ordre, les échantillons sont détruits 1 an après la date d'envoi de ce rapport.

1. Nature de l'essai :

La fraction cristallisée de chaque échantillon est déterminée par diffractométrie des rayons X à partir de leur diffractogramme de poudre. Le seuil de détection est de l'ordre de quelques pourcents, mais peut largement varier en fonction de la nature des différentes phases.

La fraction phylliteuse de(s) l'échantillon(s) est déterminée par diffractométrie des rayons X à partir de lames orientées normales, glycolées pendant 12 heures en tension de vapeur puis chauffées à 490°C pendant 4 heures.

Une phase dite « amorphe aux rayons X » peut être : une phase non cristallisée ou une phase cryptocristalline.

2. Appareillage et conditions expérimentales :

➤ Conditions expérimentales – Analyses des poudres

Appareillage : Diffractomètre BRUKER D8 ADVANCE

- Balayage de 4 à 75°2θ
- Vitesse de balayage de 0,03°2θ/seconde
- Temps de comptage : 576 secondes par pas
- Echantillon tournant
- Tube au Cuivre (λ K α 1 \approx 1.54 Å)

➤ Conditions expérimentales – Analyses sur lame orientée (fraction < 2µm) :

Appareillage : Diffractomètre BRUKER D8 ADVANCE

- Balayage de 2.5 à 35°2θ
- Vitesse de balayage de 0,02°2θ/seconde
- Temps de comptage : 130.5 secondes par pas
- Echantillon fixe
- Tube au Cuivre (λ K α 1 \approx 1.540 Å)

Traitement des diagrammes : Logiciel DIFFRAC Suite

Analyse quantitative :

Elle a été réalisée à l'aide du logiciel SiroQuant V.4. La quantification est réalisée par un affinement basée sur la méthode Rietveld. Cette méthode consiste à simuler un diffractogramme à partir des modèles cristallographiques des phases présentes dans l'échantillon considéré, puis d'ajuster les paramètres de ces modèles afin que le diffractogramme simulé soit le plus proche possible du diffractogramme mesuré.

3. Résultats d'analyse

Echantillon Gemigny D03

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	58	3
Smectite	20	5
Feldspath potassique (Sanidine/microcline)	10	3
Plagioclase (albite sur le diffractogramme)	6	3
Kaolinite	4	5
Illite et/ou micas	2	5

Echantillon Gemigny D04

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	61	3
Smectite	18	5
Feldspath potassique (Sanidine/microcline)	9	3
Plagioclase (albite sur le diffractogramme)	6	3
Kaolinite	3	5
Illite et/ou micas	3	5
Calcite	En traces	

Echantillon Gemigny D06

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	59	3
Smectite	20	5
Feldspath potassique (Sanidine/microcline)	9	3
Plagioclase (albite sur le diffractogramme)	6	3
Illite et/ou micas	4	5
Kaolinite	2	5
Calcite	En traces	

Echantillon Gemigny D10

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	61	3
Smectite	13	5
Feldspath potassique (Sanidine/microcline)	9	3
Plagioclase (albite sur le diffractogramme)	7	3
Illite et/ou micas	5	5
Kaolinite	5	5
Calcite	Possible en traces	

Echantillon Gemigny D13

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	68	3
Smectite	14	5
Feldspath potassique (Sanidine/microcline)	9	3
Plagioclase (albite sur le diffractogramme)	4	3
Illite et/ou micas	3	5
Kaolinite	2	5
Calcite	En traces	

Echantillon Gemigny D14

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	66	3
Smectite	15	5
Feldspath potassique (Sanidine/microcline)	10	3
Plagioclase (albite sur le diffractogramme)	4	3
Illite et/ou micas	4	5
Kaolinite	1	3
Calcite	Possible en traces	

Echantillon Mareau D03

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	29	3
Plagioclase (albite sur le diffractogramme)	24	3
Smectite et interstratifié illite/smectite	20	5
Feldspath potassique (Sanidine/microcline)	12	3
Kaolinite	6	5
Illite et/ou micas	6	5
Chlorite	2	5
Hématite	1	3
Amphibole (hornblende sur le diffractogramme)	En traces	

Echantillon Mareau D04

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	31	3
Smectite et interstratifié illite/smectite	18	5
Plagioclase (albite sur le diffractogramme)	18	3
Feldspath potassique (Sanidine/microcline)	13	3
Illite et/ou micas	10	5
Kaolinite	7	5
Chlorite	2	5
Zéolite (analcime sur le diffractogramme)	1	3
Hématite	En traces	
Amphibole (hornblende sur le diffractogramme)	En traces	

Echantillon Mareau D08

Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	31	3
Plagioclase (albite sur le diffractogramme)	20	3
Smectite et interstratifié illite/smectite	17	5
Feldspath potassique (Sanidine/microcline)	16	3
Illite et/ou micas	8	5
Kaolinite	5	5
Chlorite	2	5
Amphibole (hornblende sur le diffractogramme)	1	3
Zéolite (analcime sur le diffractogramme)	En traces	
Hématite	En traces	

Echantillon Mareau D15

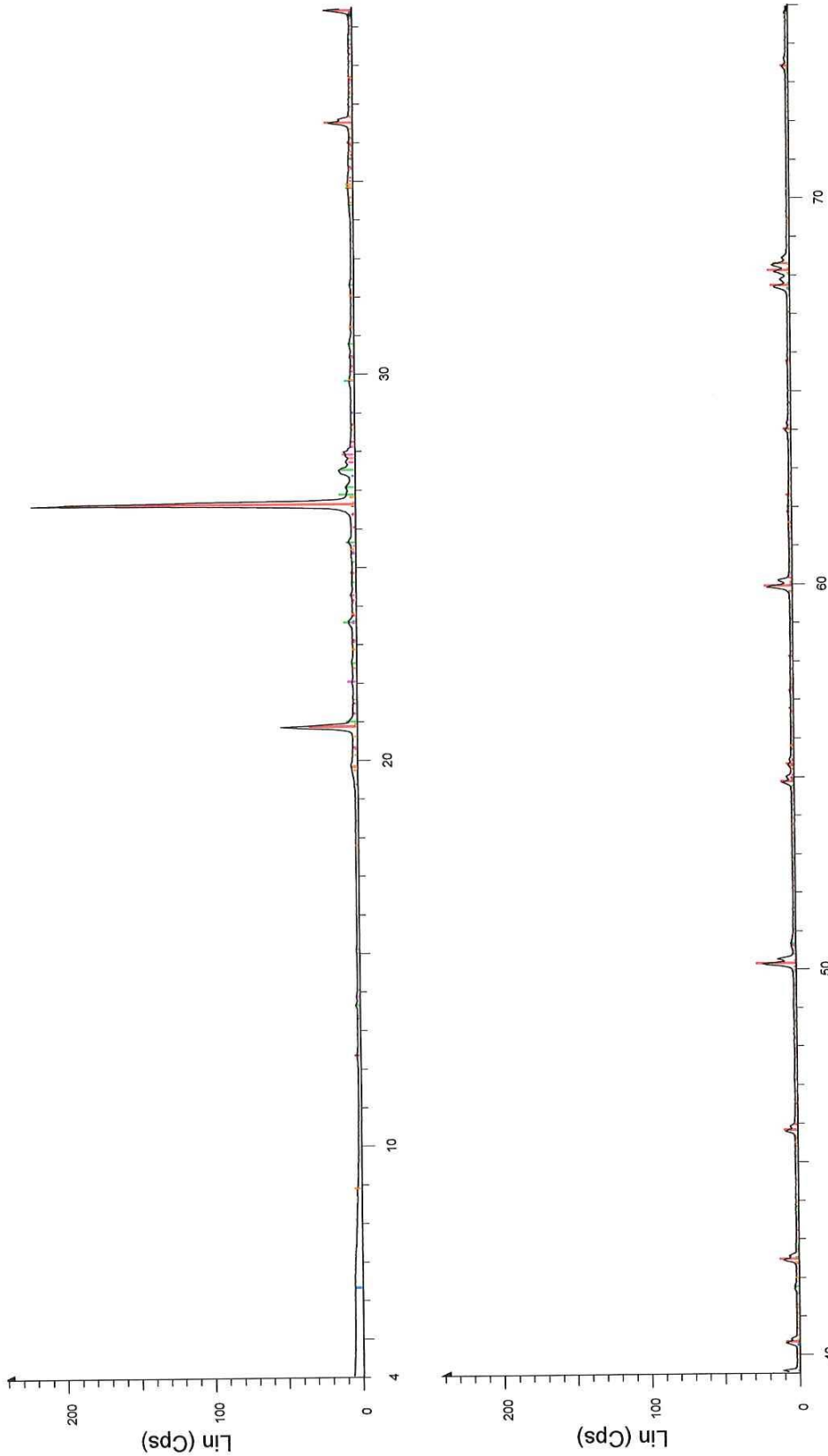
Phases	% massique	Erreur (% massique)
Quartz	28	3
Plagioclase (albite sur le diffractogramme)	20	3
Smectite et interstratifié illite/smectite	15	5
Feldspath potassique (Sanidine/microcline)	13	3
Kaolinite	10	5
Illite et/ou micas	9	5
Chlorite	3	5
Amphibole (hornblende sur le diffractogramme)	2	3
Zéolite (analcime sur le diffractogramme)	En traces	
Hématite	En traces	

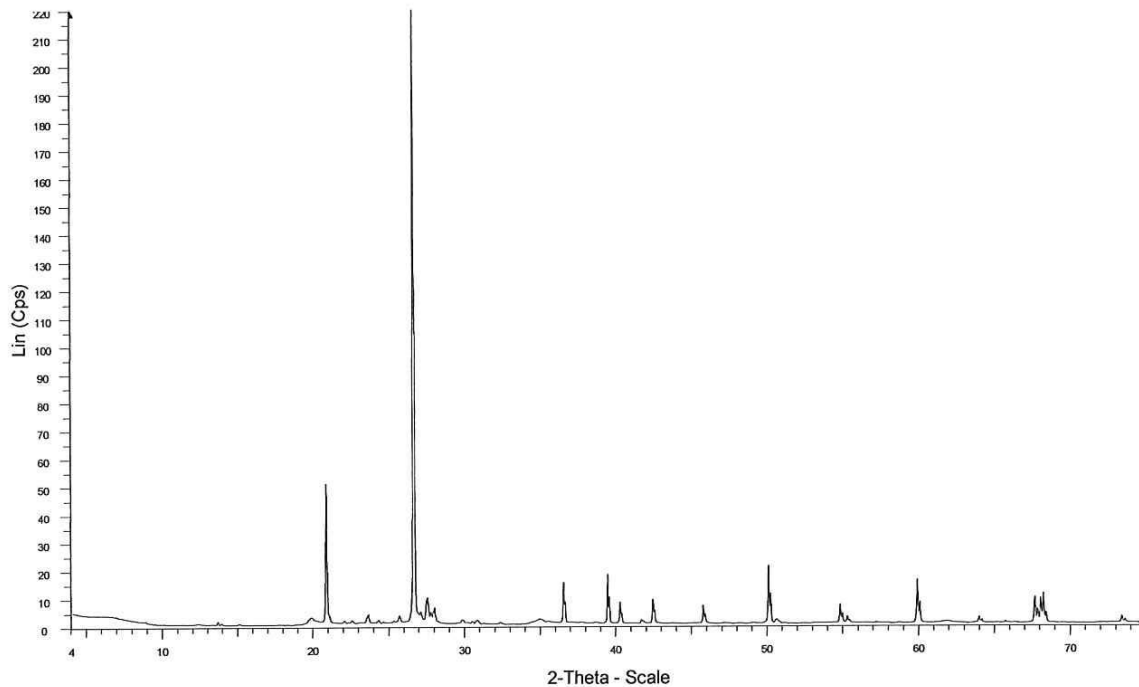
4. Observations

ANNEXE

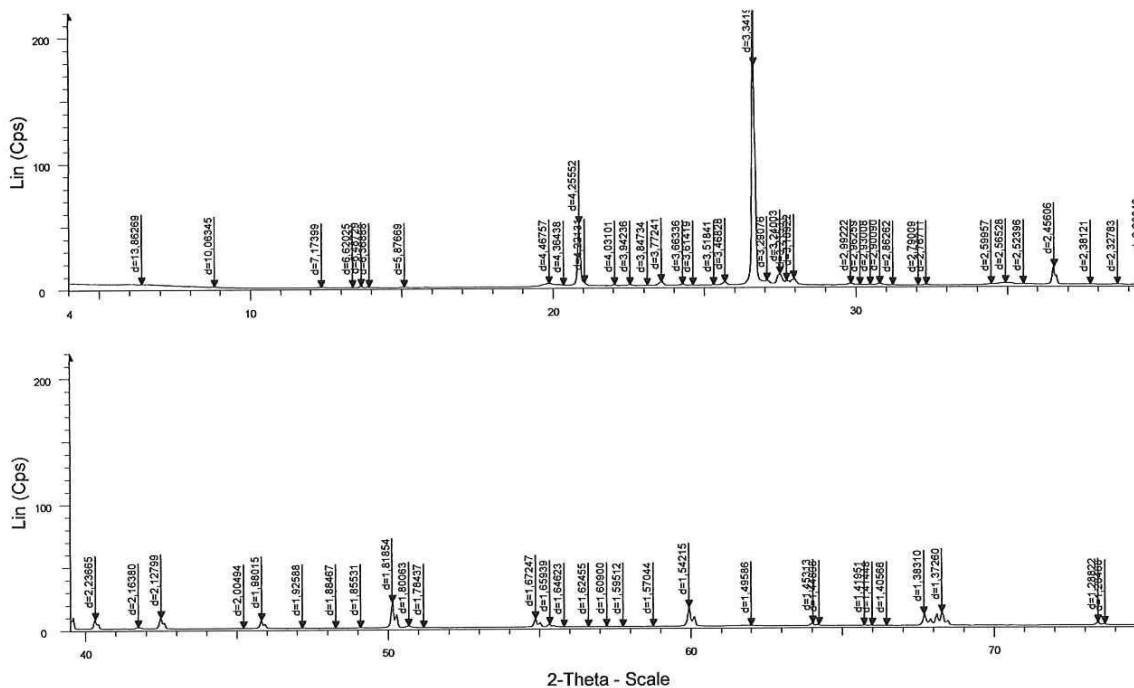
Pour chaque échantillon :

- Le diffractogramme interprété avec les références internationales J.C.P.D.S. (mise à jour de la base 2013)
- Le diffractogramme brut
- Le diffractogramme avec les valeurs (en Å) attribuées à chaque pic
- Le diffractogramme obtenu à partir de la lame normale (indexé N), de la lame glycolée pendant 12 heures en tension de vapeur (indexé G), de la lame chauffée à 490°C pendant 4 heures (indexé C)
- Le diffractogramme calculé par affinement Rietveld comparé au diffractogramme expérimental

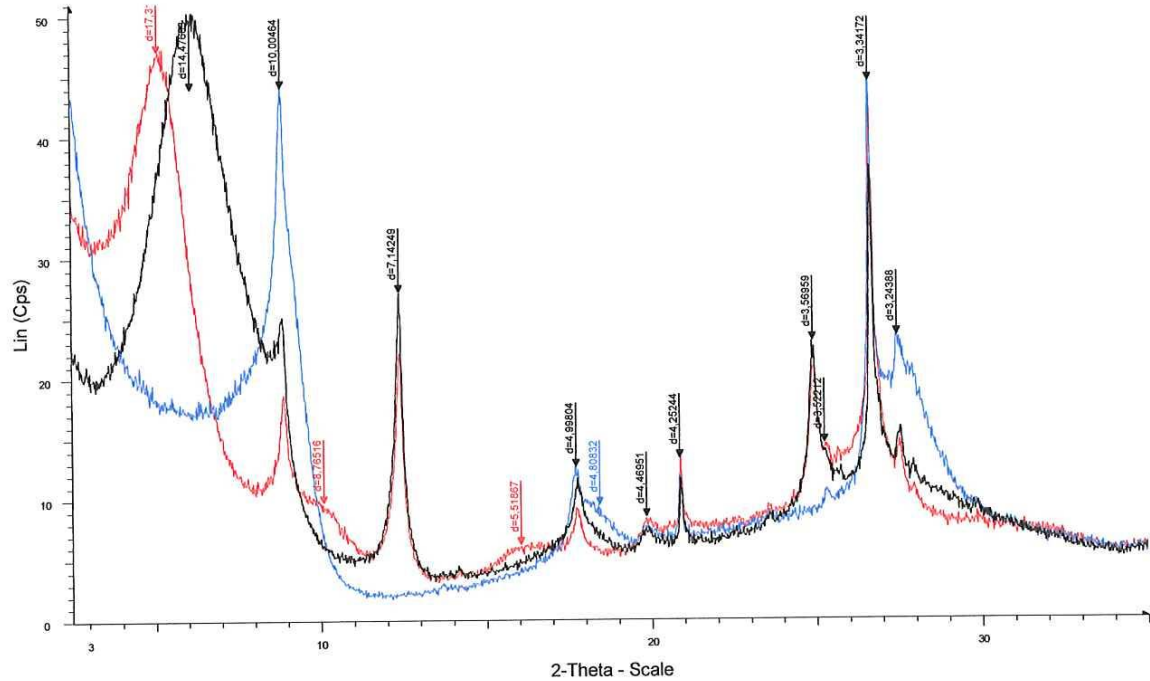




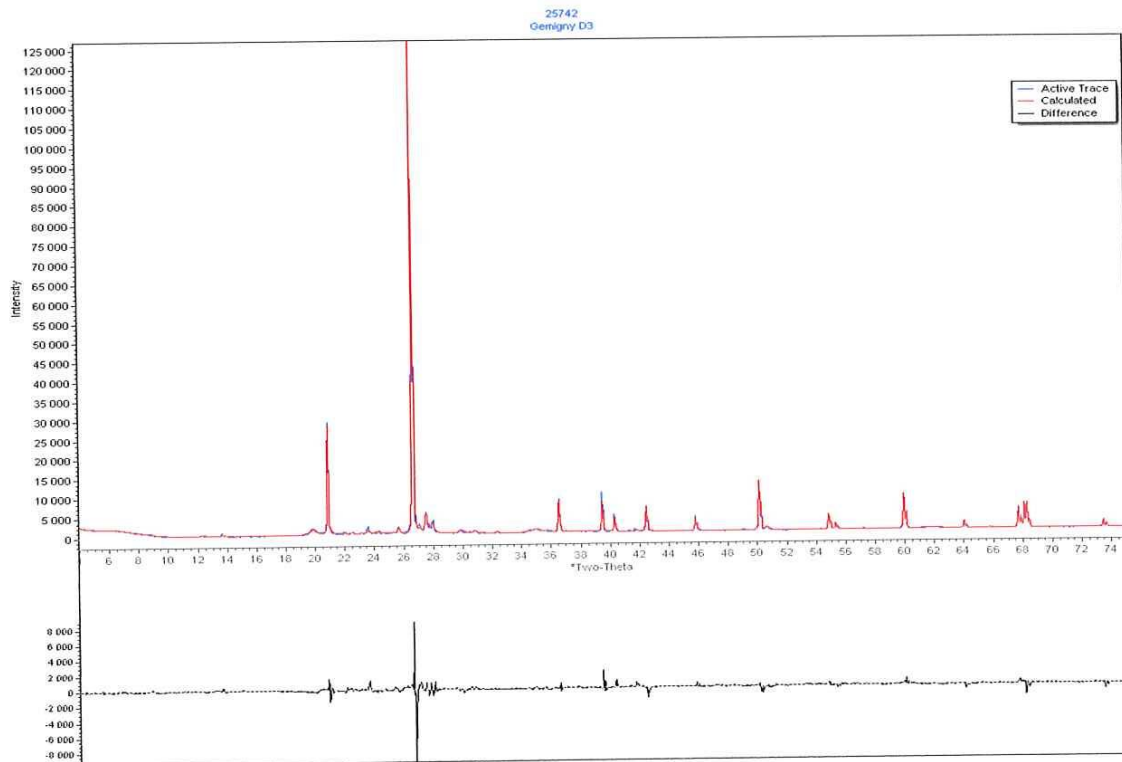
Gemigny D3 - File: 25742.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s

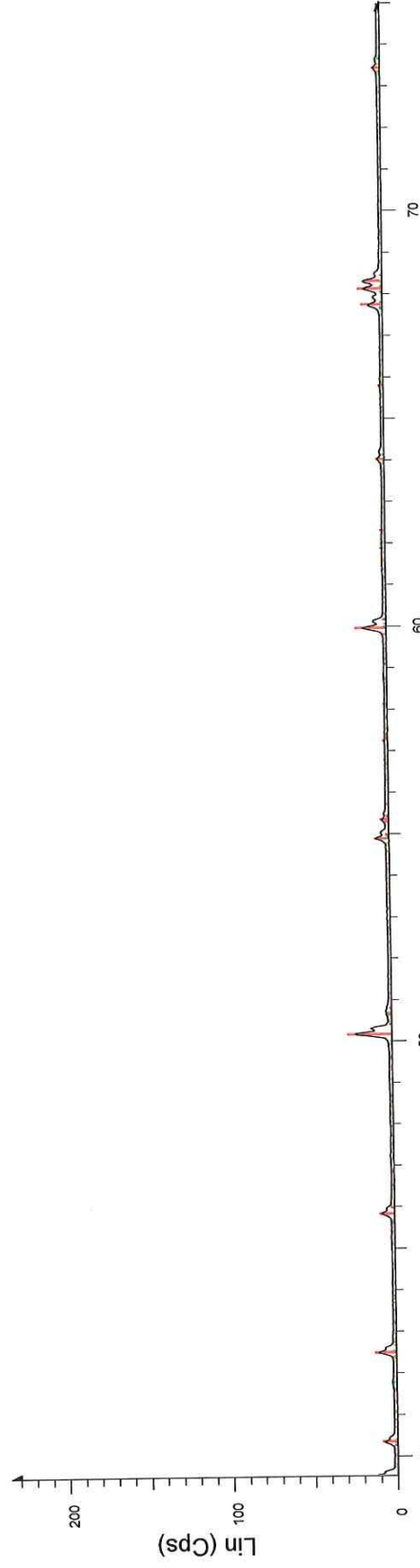
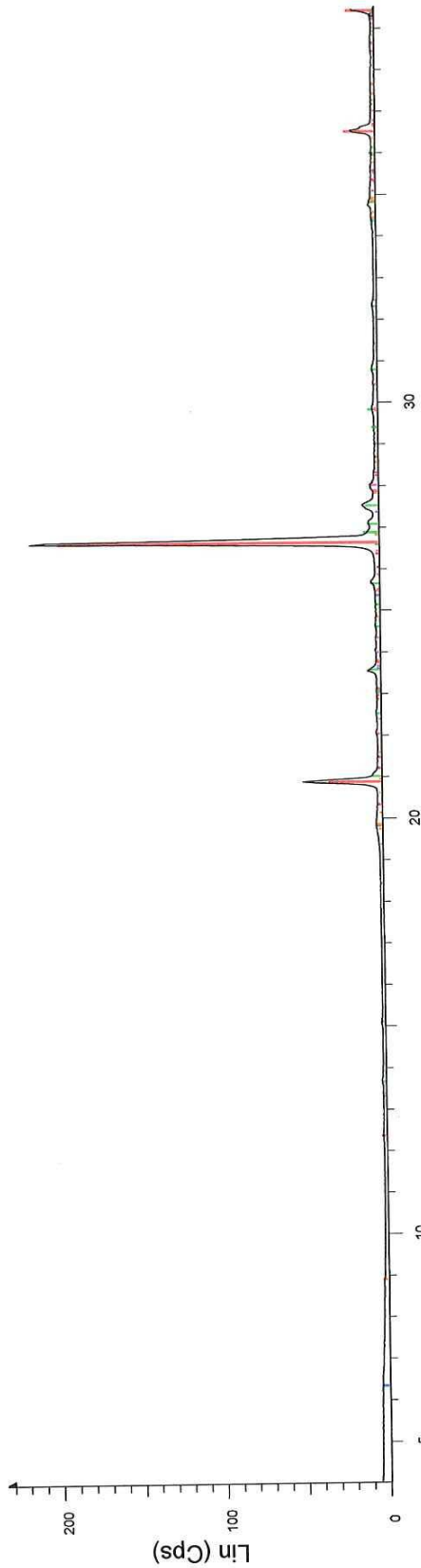


Gemigny D3 - File: 25742.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s



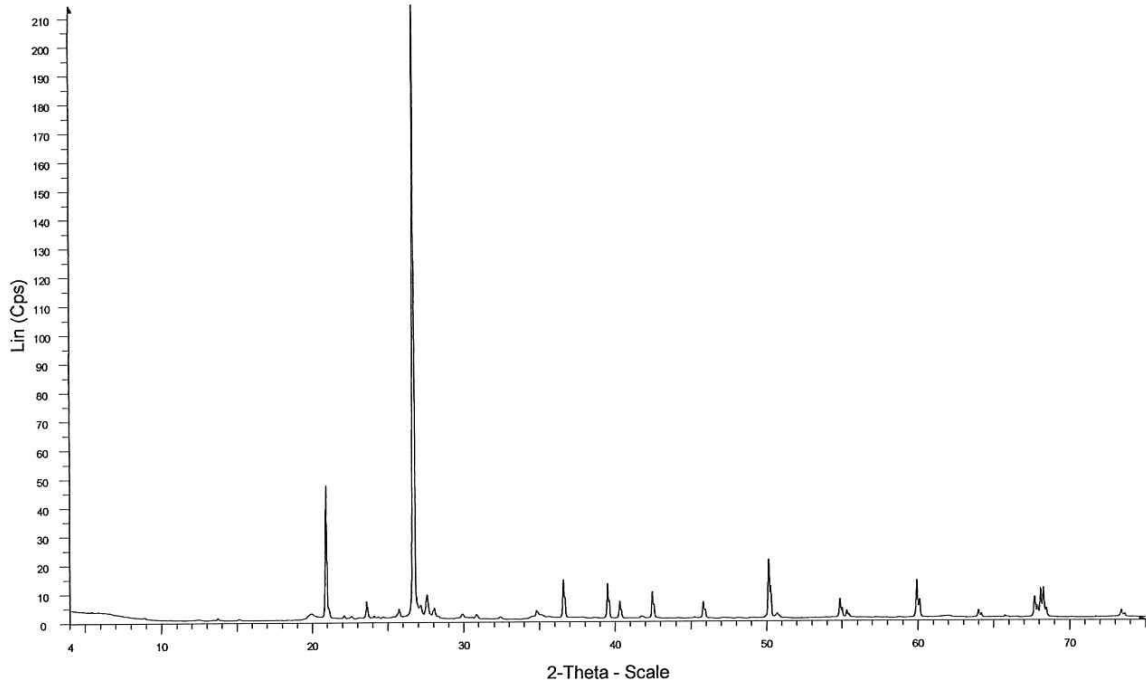
■ GEMIGNY D03 - File: 25742N.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
■ GEMIGNY D03 - File: 25742G.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
■ GEMIGNY D03 - File: 25742C.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s



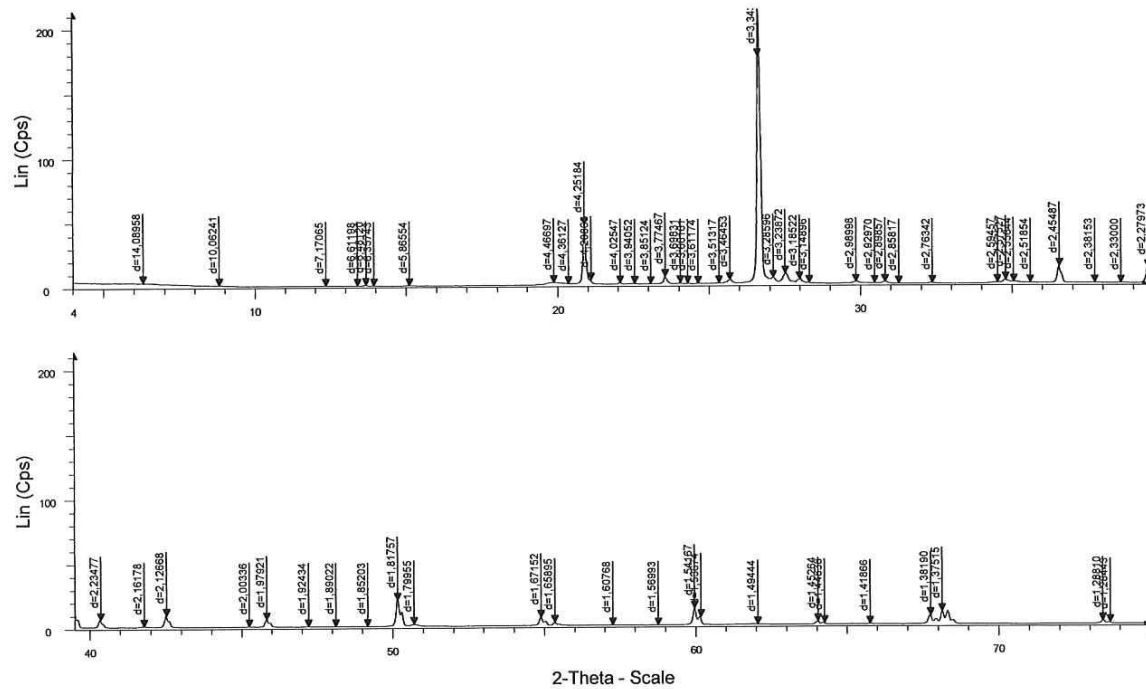


2-Theta - Scale

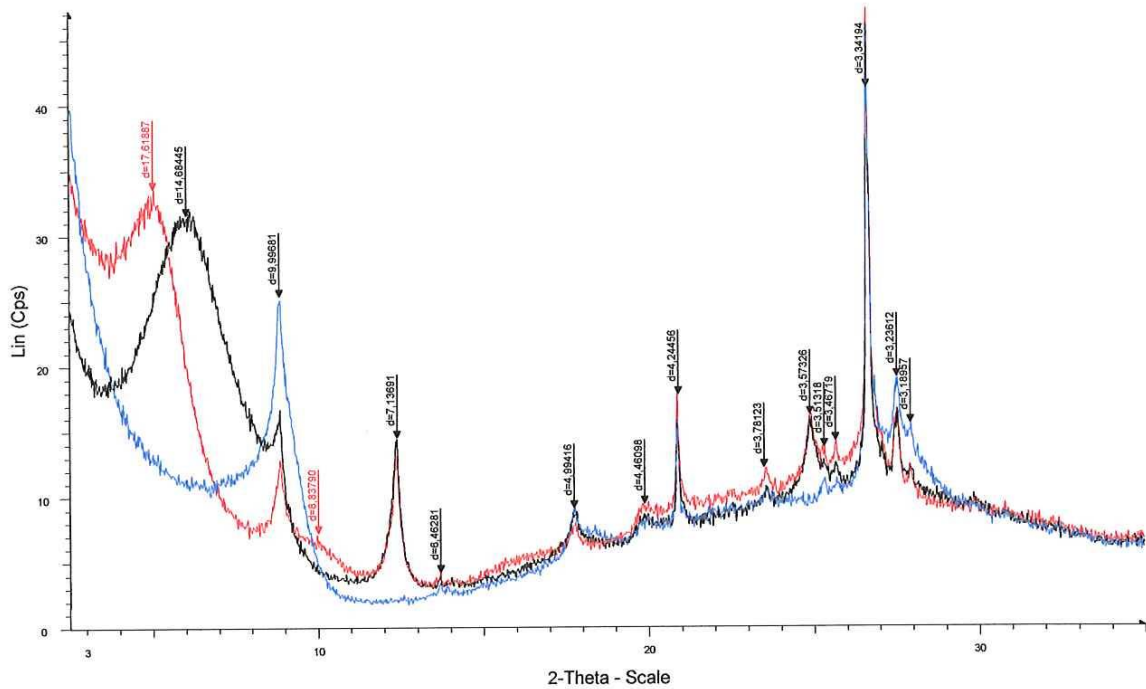
- 00-014-0164 (I) - Kaolinite-1A - Al₂Si₂O₅(OH)₄
- 01-080-3033 (I) - Muscovite 2M1 - K(Al_{0.876}Fe_{0.124})₂Fe_{0.067}(Si_{1.64}Al_{0.36})₂
- 00-005-0586 (*) - Calcite, syn - CaCO₃
- Gemigny D4 - File: 25743.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s
- 00-046-1045 (*) - Quartz, syn - SiO₂
- 00-060-0318 (N) - Montmorillonite - (Ca,Na)_{0.3}Al₂(Si,Al)₄O₁₀(OH)₂·xH₂O
- 01-087-0684 (*) - Sanidine low - (K_{0.93}Na_{0.07})(AlSi₃O₈)
- 00-041-1480 (I) - Albite, calcian, ordered - (Na,Ca)Al(Si,Al)₃O₈



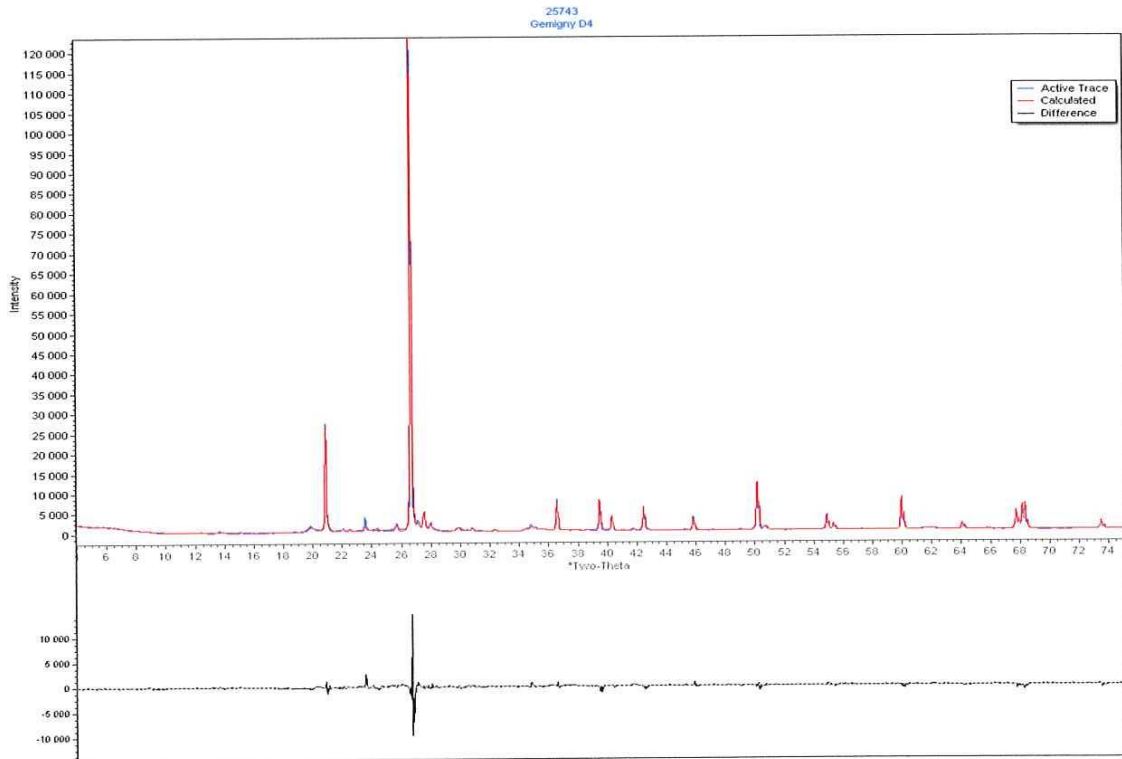
Gemigny D4 - File: 25743.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s

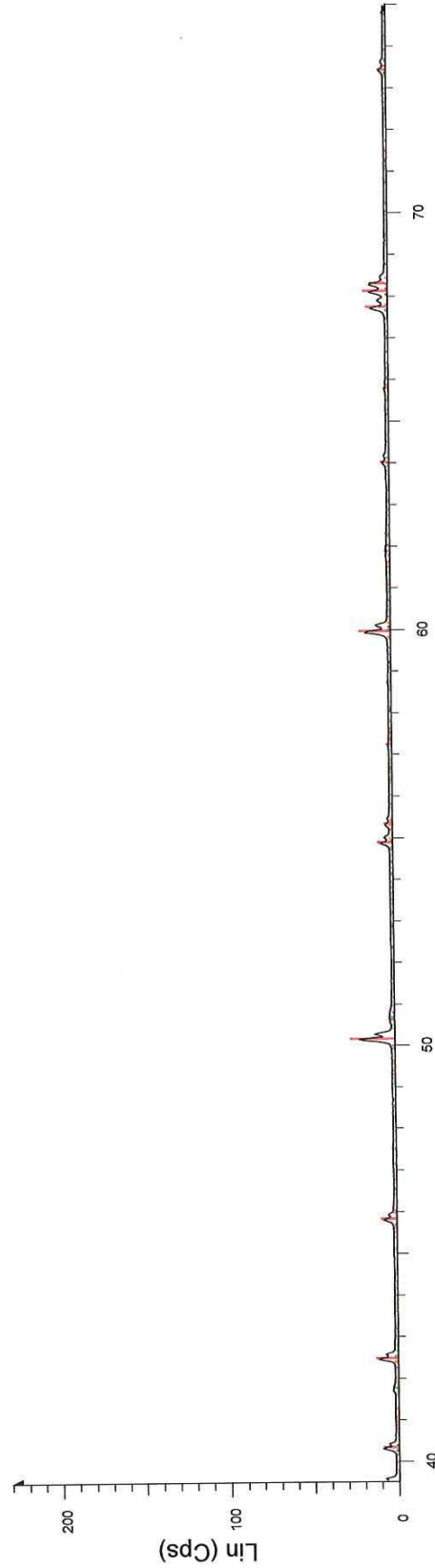
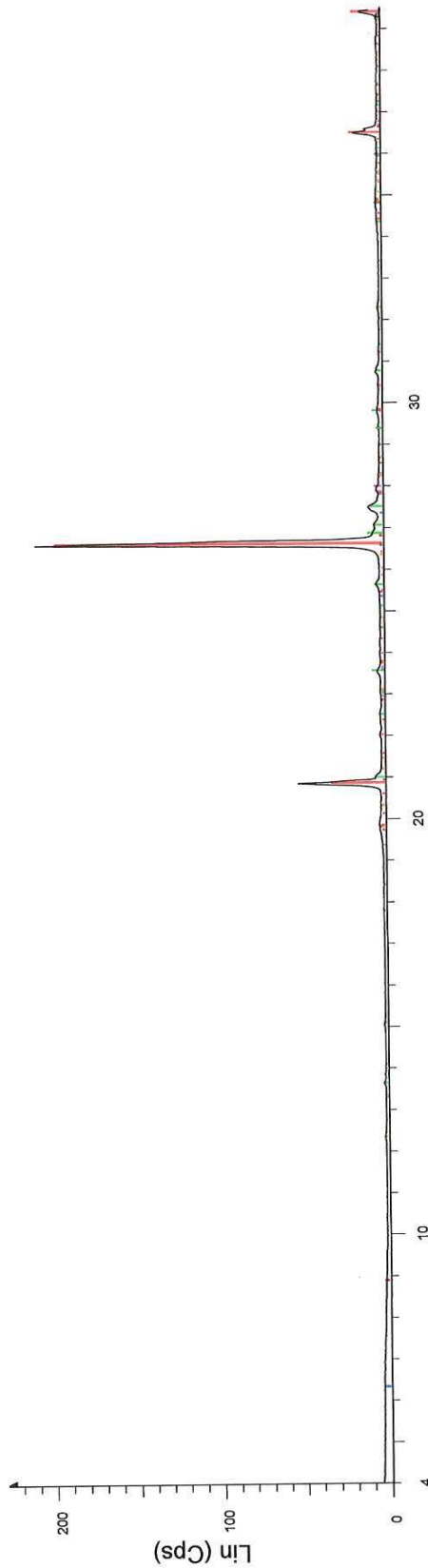


Gemigny D4 - File: 25743.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s



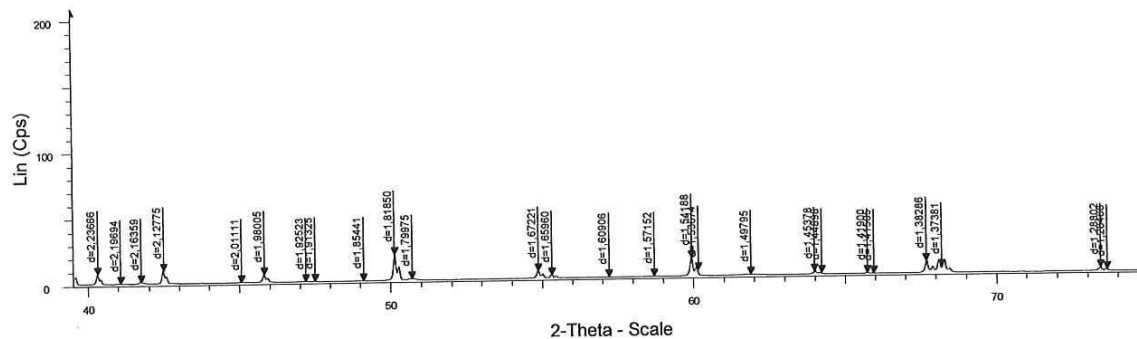
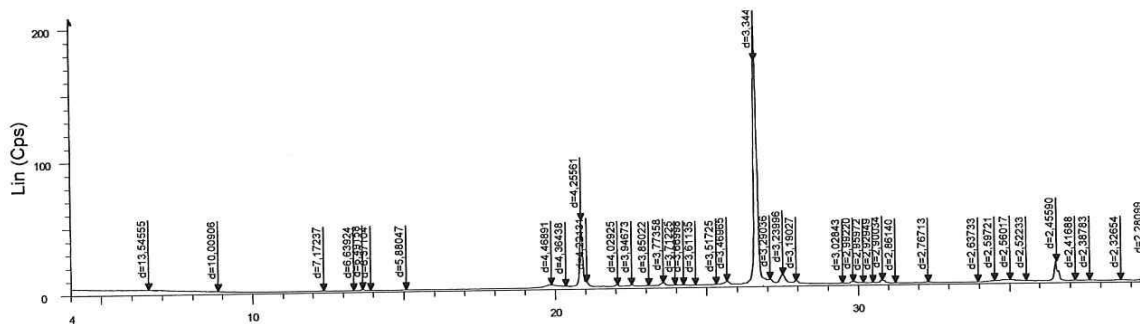
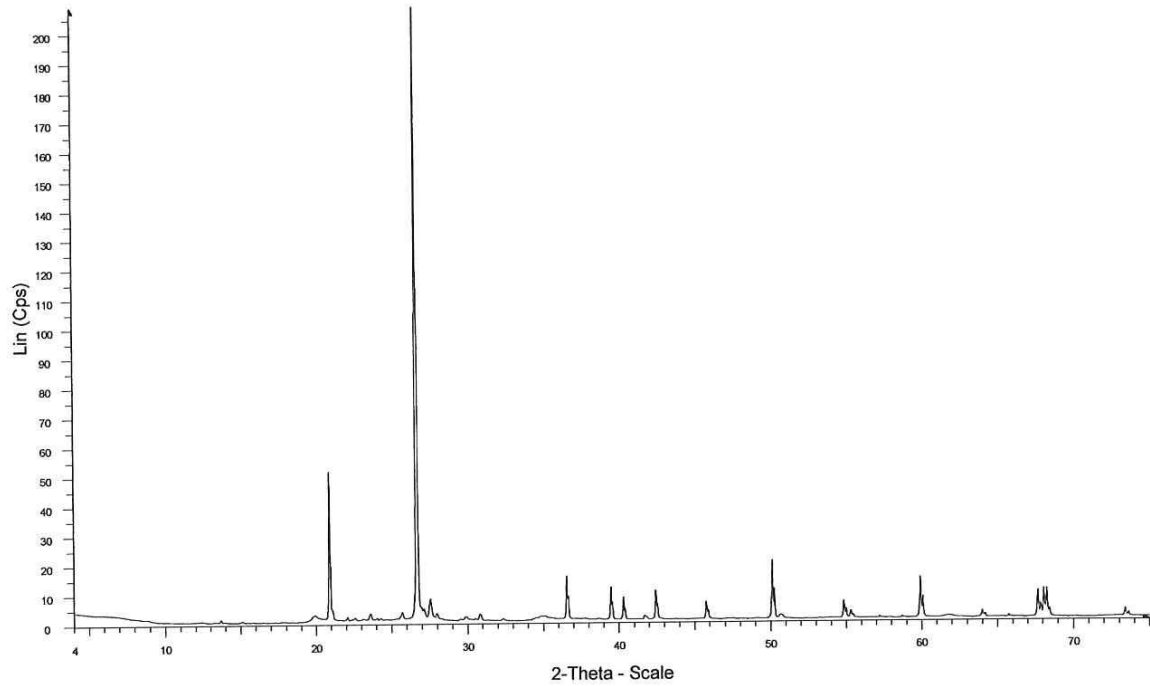
GEMIGNY D04 - File: 25743N.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
 GEMIGNY D04 - File: 25743G.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
 GEMIGNY D04 - File: 25743C.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s

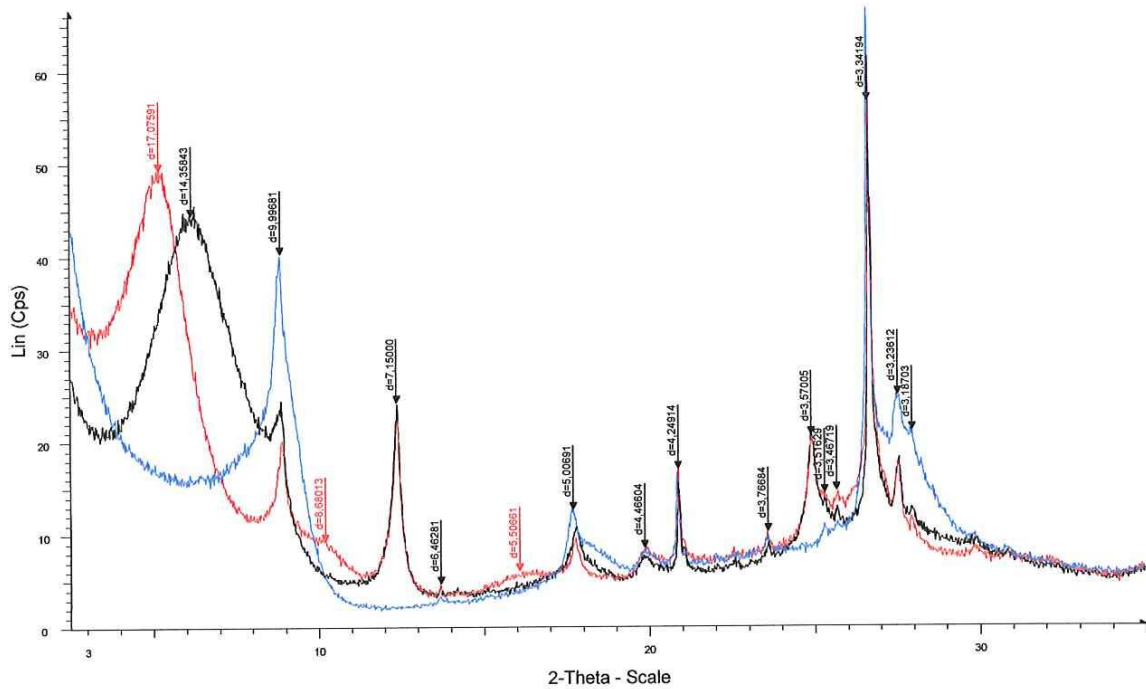




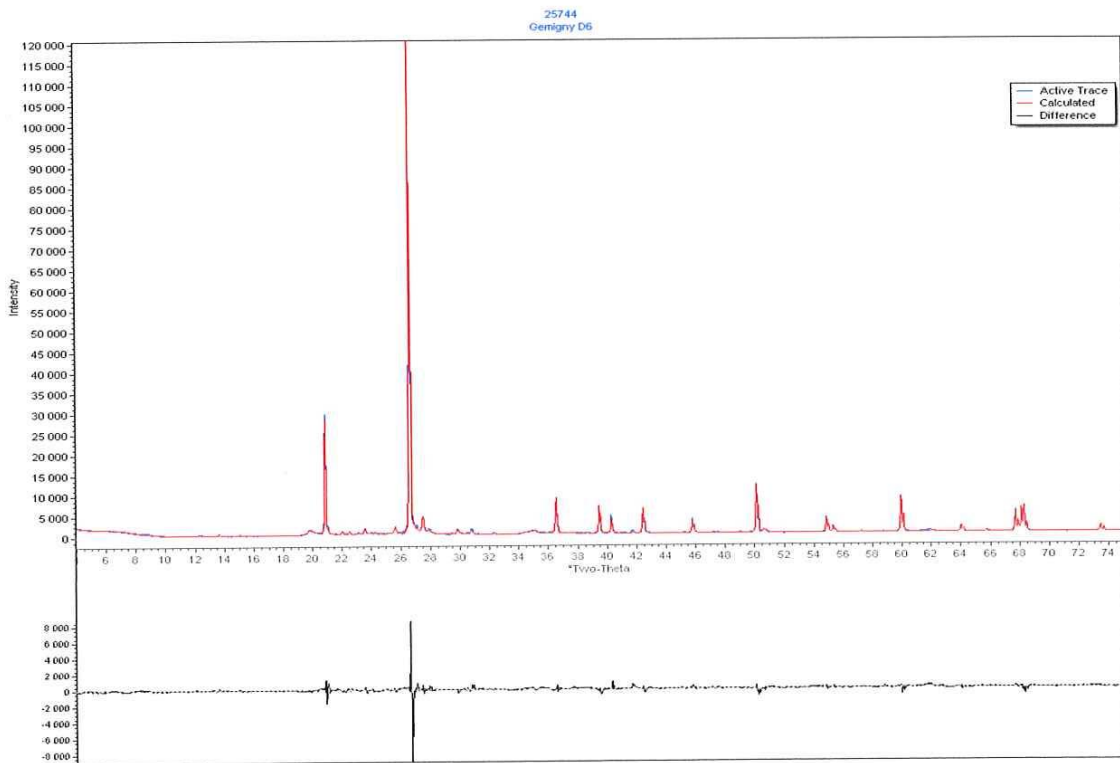
2-Theta - Scale

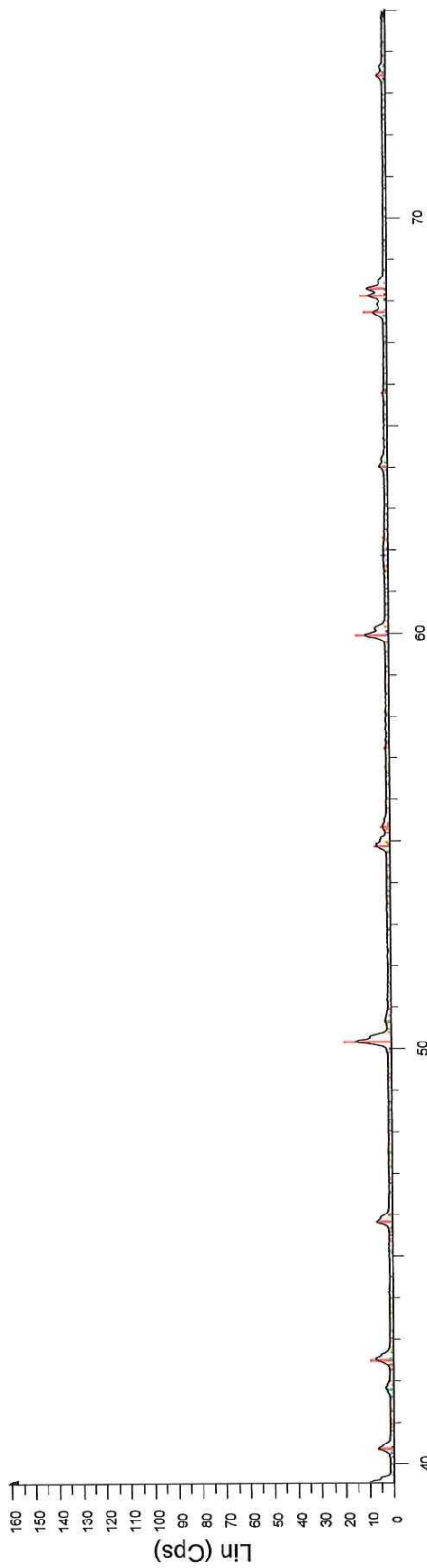
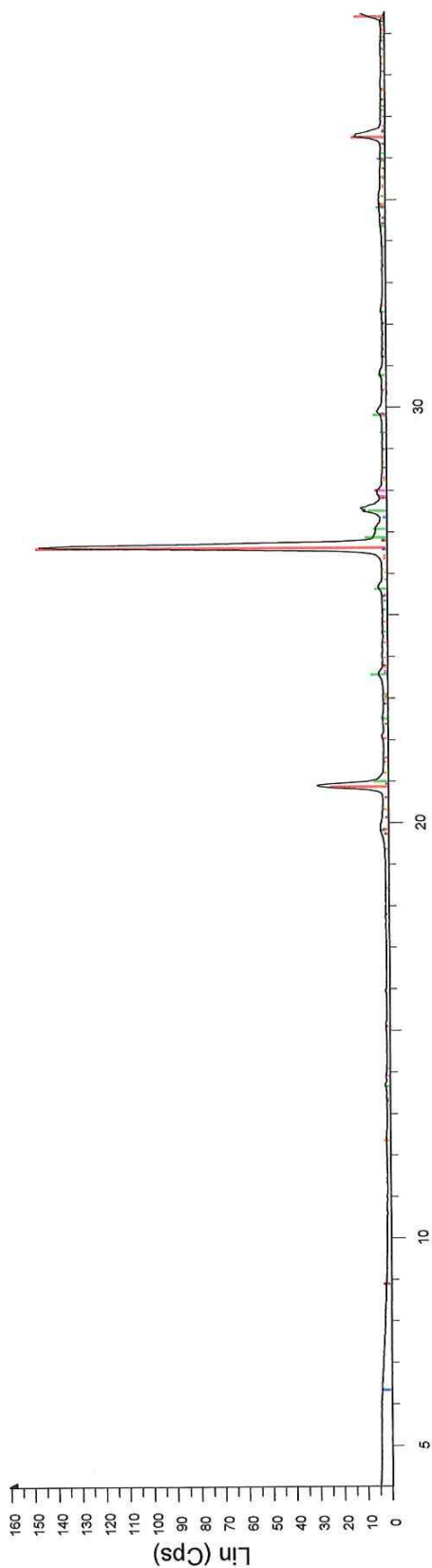
- ▣ Gemigny D6 - File: 25744.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s
- ▣ 00-046-1045 (*) - Quartz, syn - SiO2
- ▣ 00-060-0318 (N) - Montmorillonite - (Ca,Na)0.3Al2(Si,Al)4O10(OH)2·xH2O
- ▣ 01-087-0684 (*) - Sanidine low - (K,93Na.07)(AlSi3O8)
- ▣ 00-041-1480 (I) - Albite, calcian, ordered - (Na,Ca)Al(Si,Al)3O8
- ▣ 01-080-3033 (I) - Muscovite 2M1 - K(Al0.876Fe0.124)2Fe0.067(Si1.64Al0.36)2
- ▣ 00-014-0164 (I) - Kaolinite-1A - Al2Si2O5(OH)4
- ▣ 00-005-0586 (*) - Calcite, syn - CaCO3





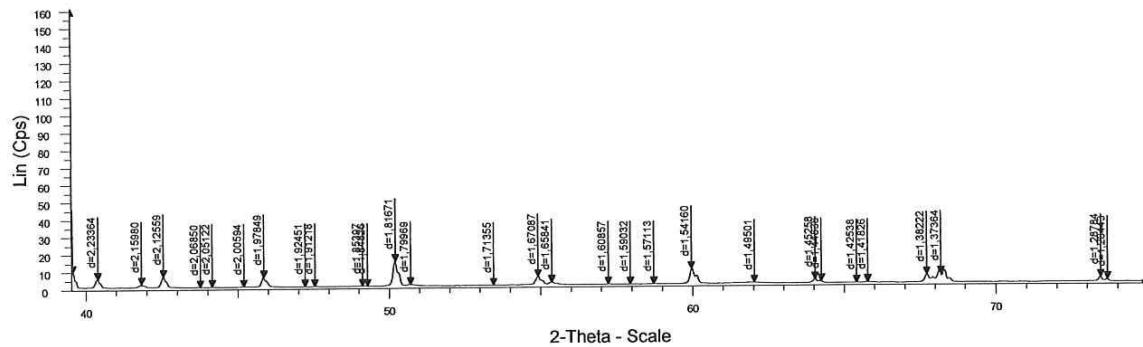
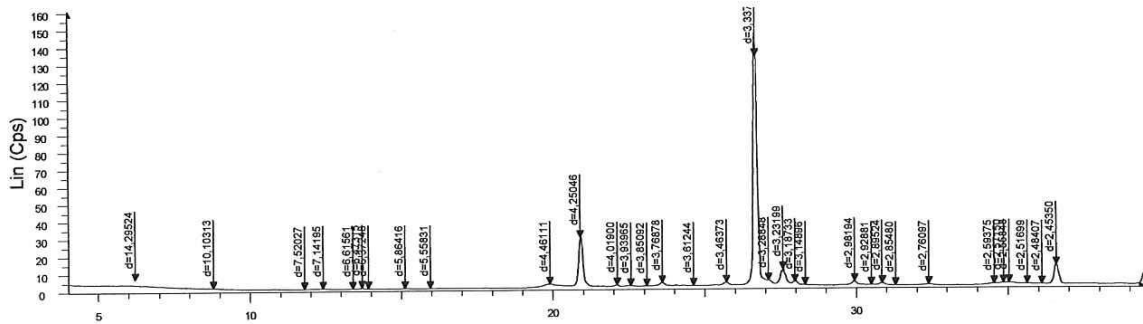
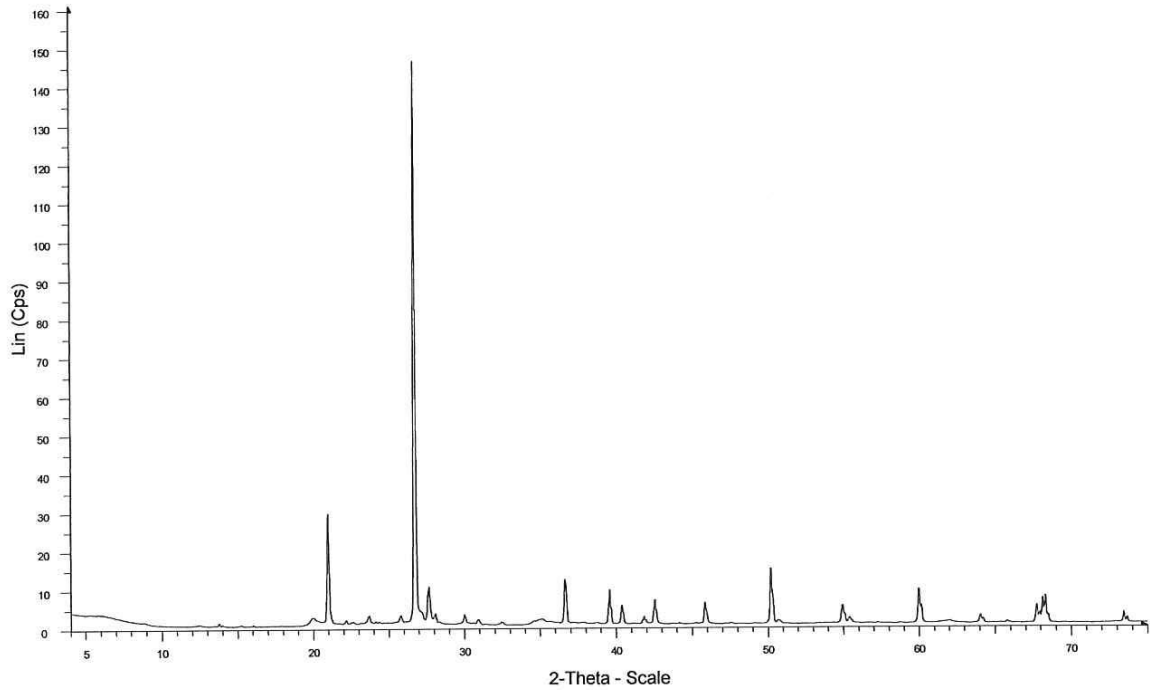
GEMIGNY D06 - File: 25744N.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
 GEMIGNY D06 - File: 25744G.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
 GEMIGNY D06 - File: 25744C.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s

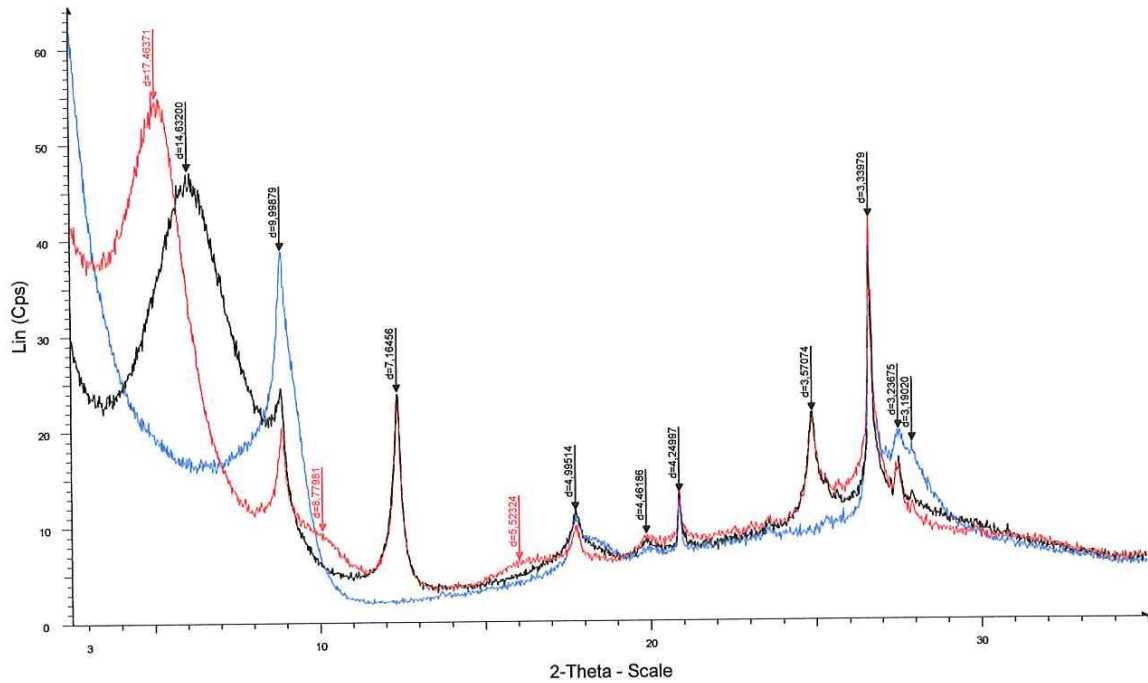




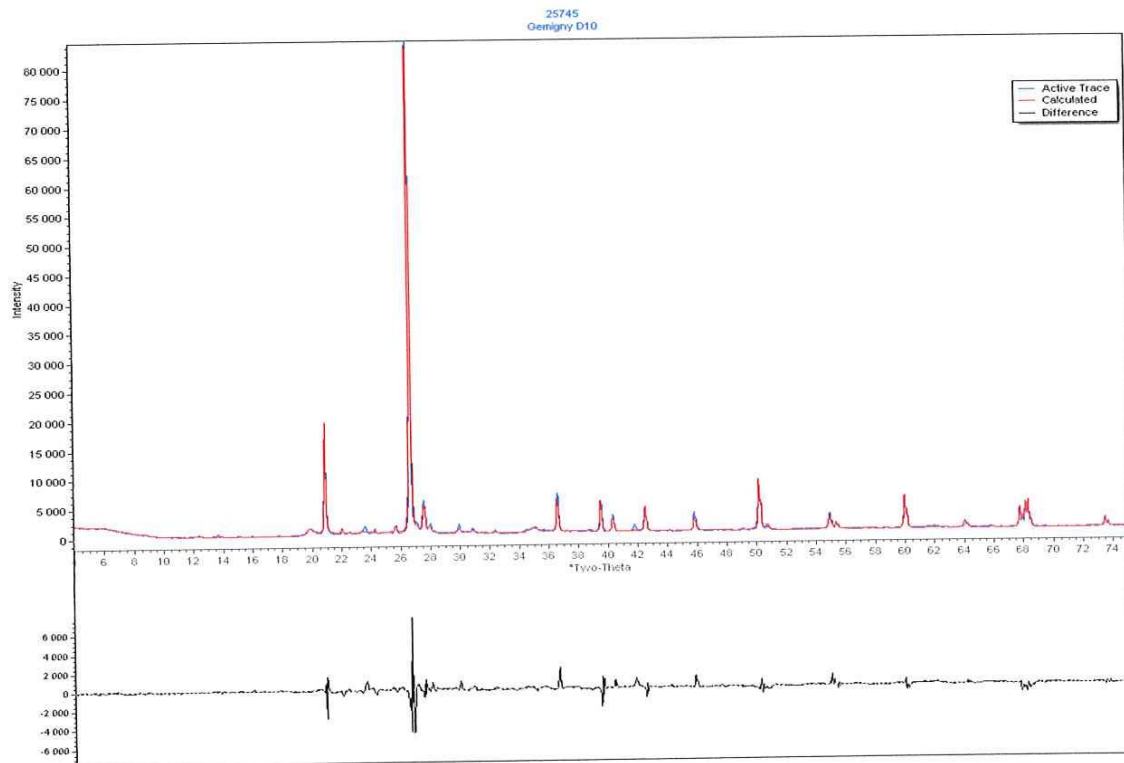
2-Theta - Scale

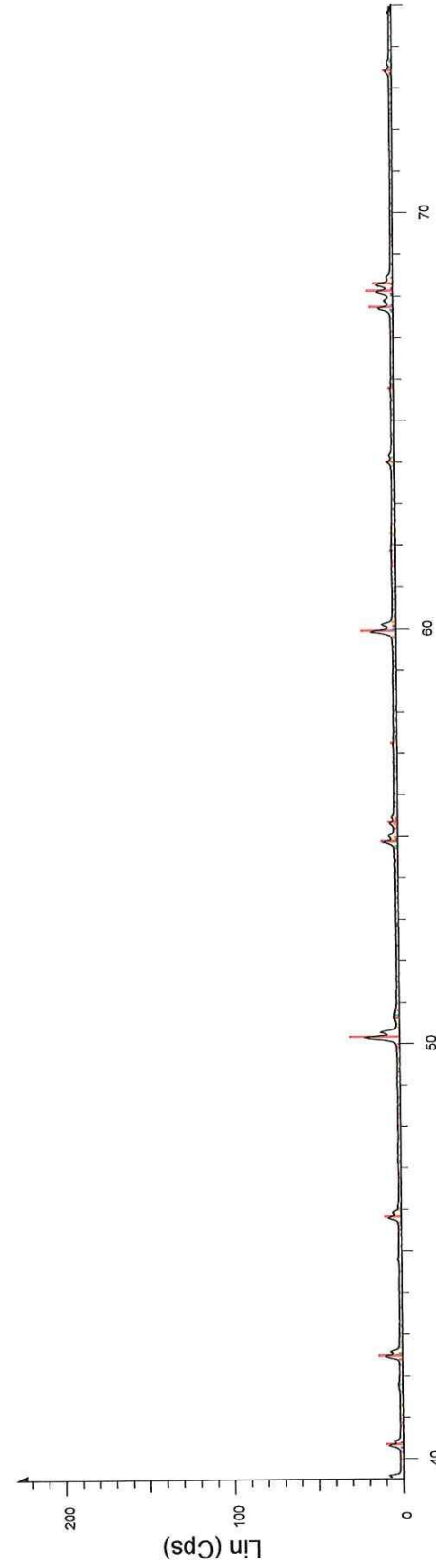
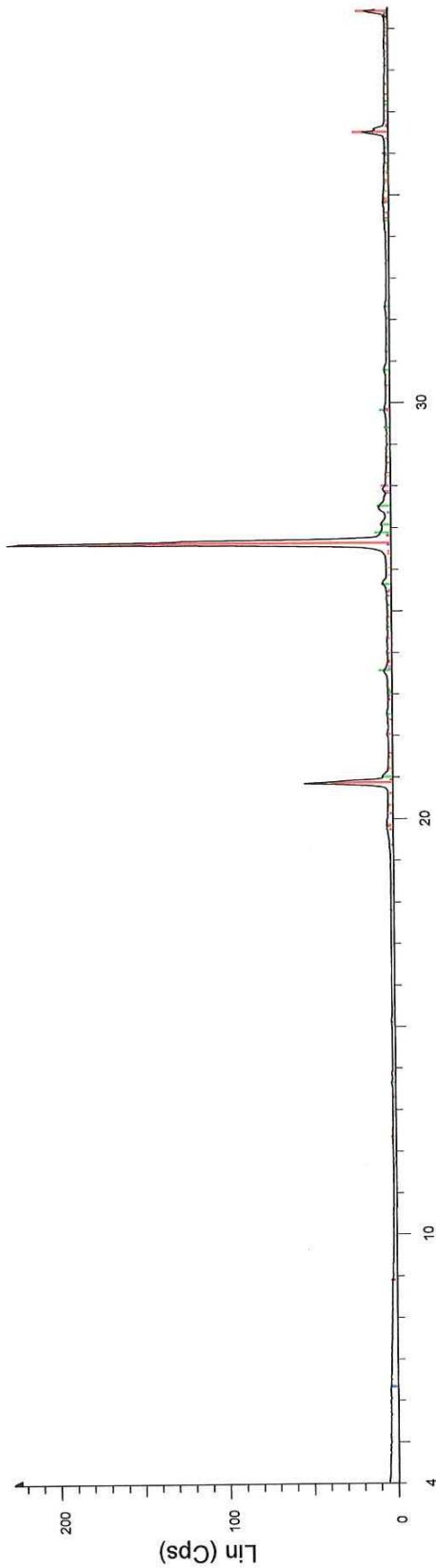
- Gemigny D10 - File: 25745.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s
- 00-046-1045 (*) - Quartz, syn - SiO2
- 00-060-0318 (N) - Montmorillonite - (Ca,Na)0.3Al2(Si,A)4O10(OH)2·xH2O
- 01-087-0684 (*) - Sanidine low - (K,93Na.07)(AlSi3O8)
- 00-041-1480 (I) - Albite, calcian, ordered - (Na,Ca)Al(Si,Al)3O8
- 01-080-3033 (I) - Muscovite 2M1 - K(Al0.876Fe0.124)2Fe0.067(Si1.64Al0.36)2
- 00-014-0164 (I) - Kaolinite-1A - Al2Si2O5(OH)4
- 00-005-0586 (*) - Calcite, syn - CaCO3





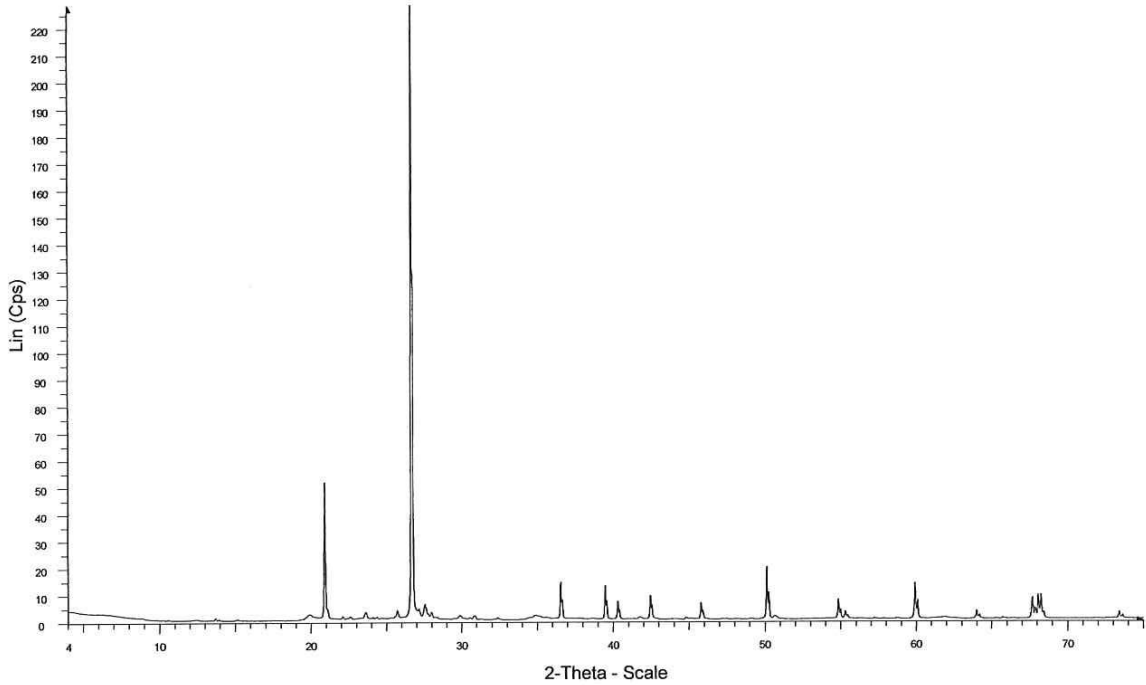
GEMIGNY D10 - File: 25745N.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
 GEMIGNY D10 - File: 25745G.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
 GEMIGNY D10 - File: 25745C.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s



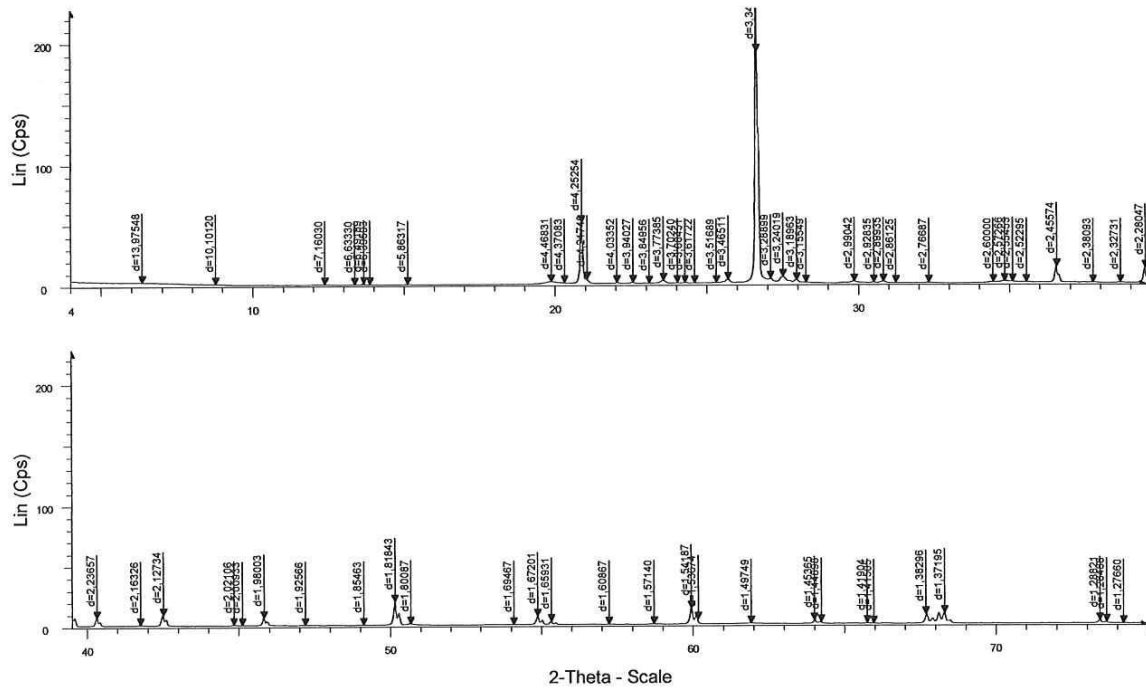


2-Theta - Scale

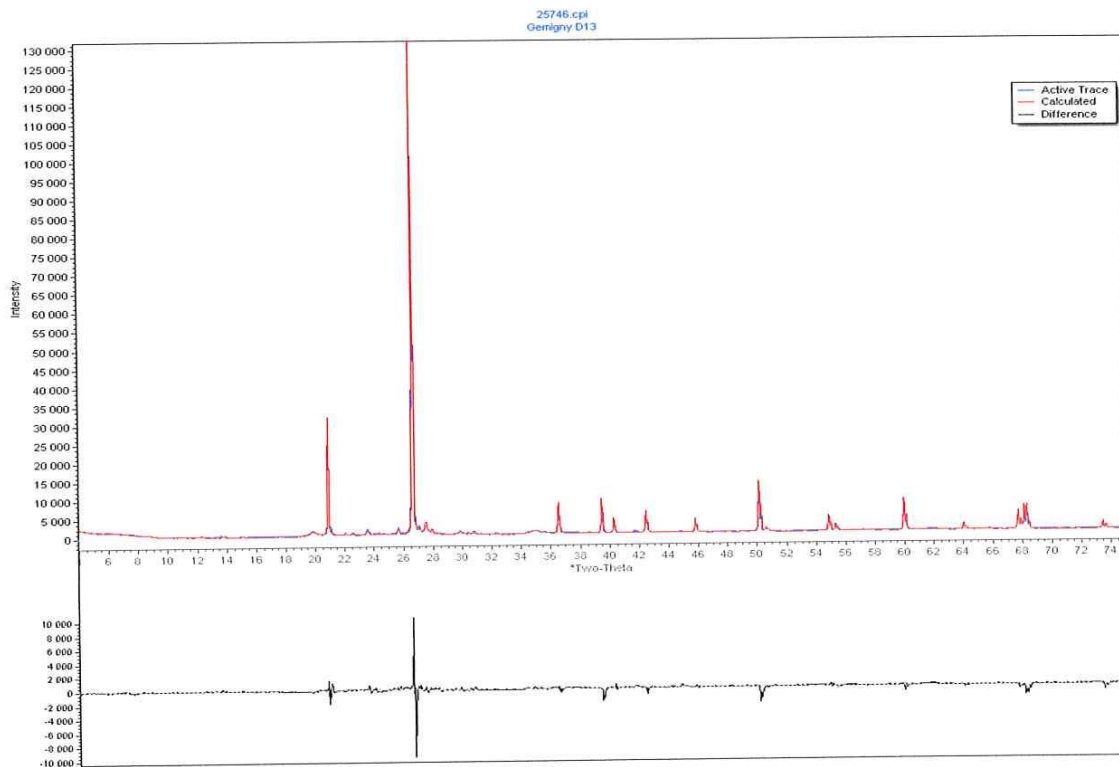
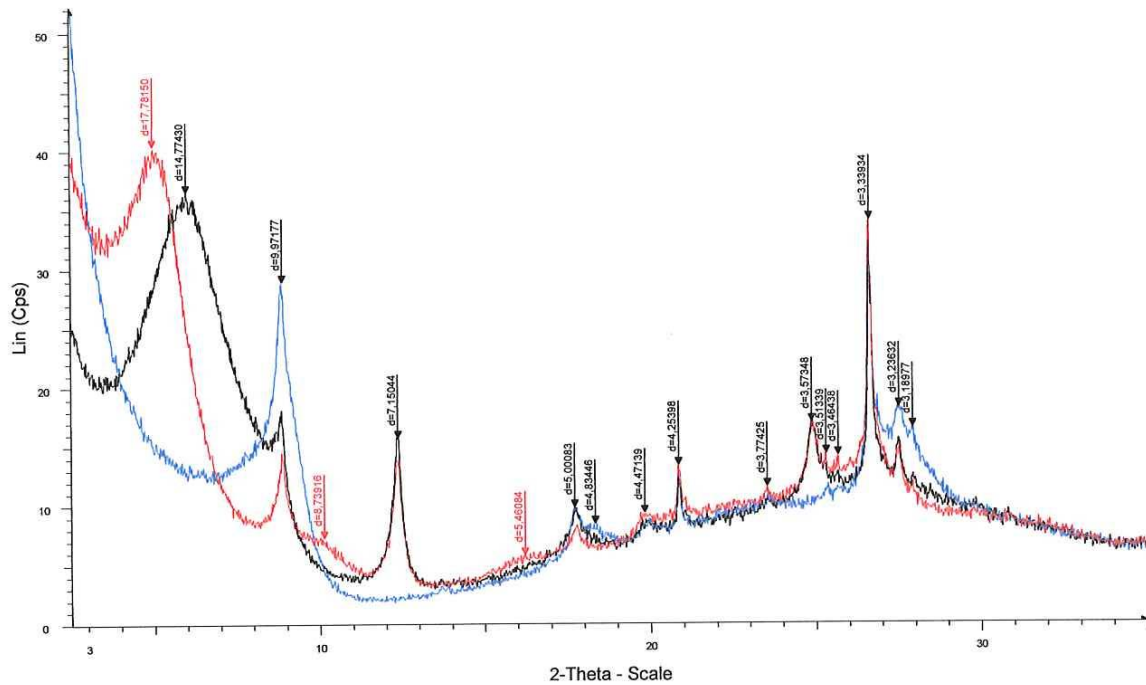
- Gemigny D13 - File: 25746.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s
- 00-046-1045 (*) - Quartz, syn - SiO2
- 00-060-0318 (N) - Montmorillonite - (Ca,Na)0.3Al2(Si,Al)4O10(OH)2·xH2O
- 01-087-0684 (*) - Sanidine low - (K,93Na.07)AlSi3O8
- 00-041-1480 (I) - Albite, calcian, ordered - (Na,Ca)Al(Si,Al)3O8
- 01-080-3033 (I) - Muscovite 2M1 - K(Al0.876Fe0.124)2Fe0.067(Si1.64Al0.36)2
- 00-014-0164 (I) - Kaolinite-1A - Al2Si2O5(OH)4
- 00-005-0586 (*) - Calcite, syn - CaCO3

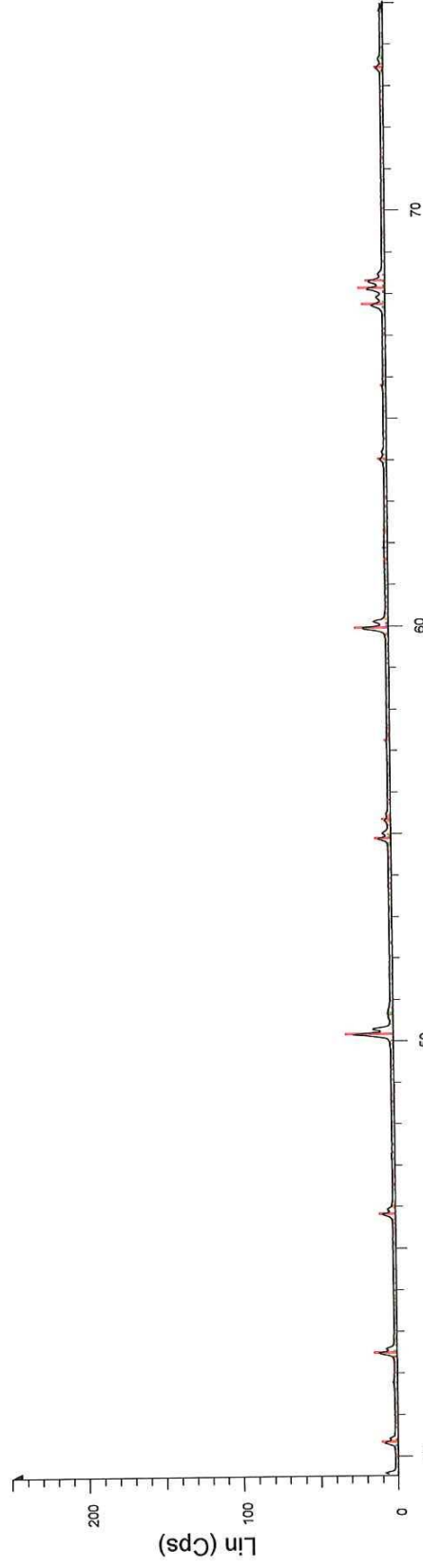
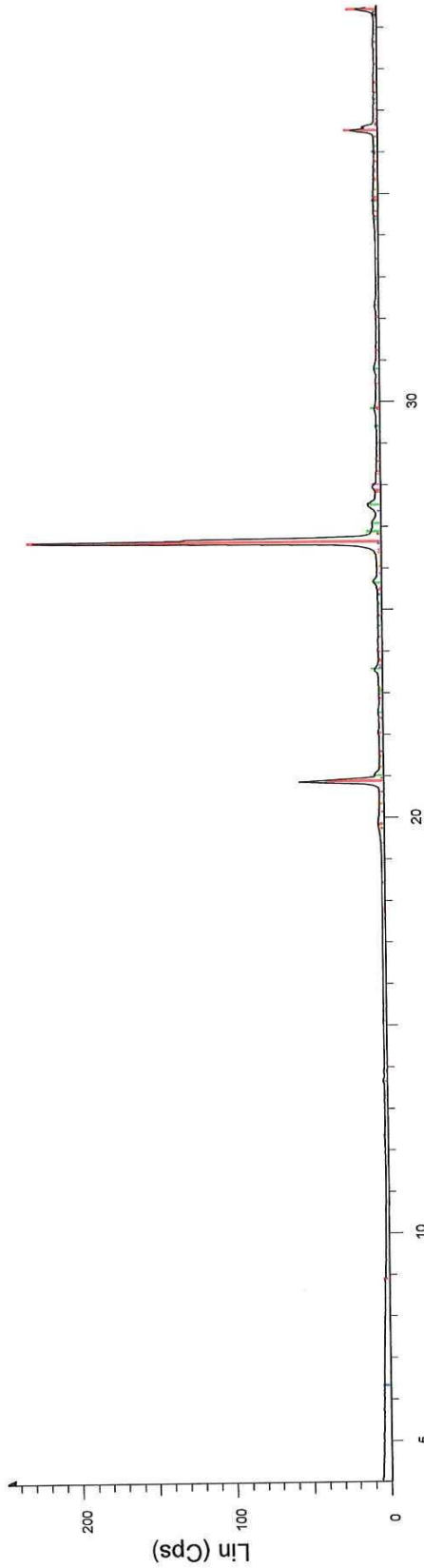


Gemigny D13 - File: 25746.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s



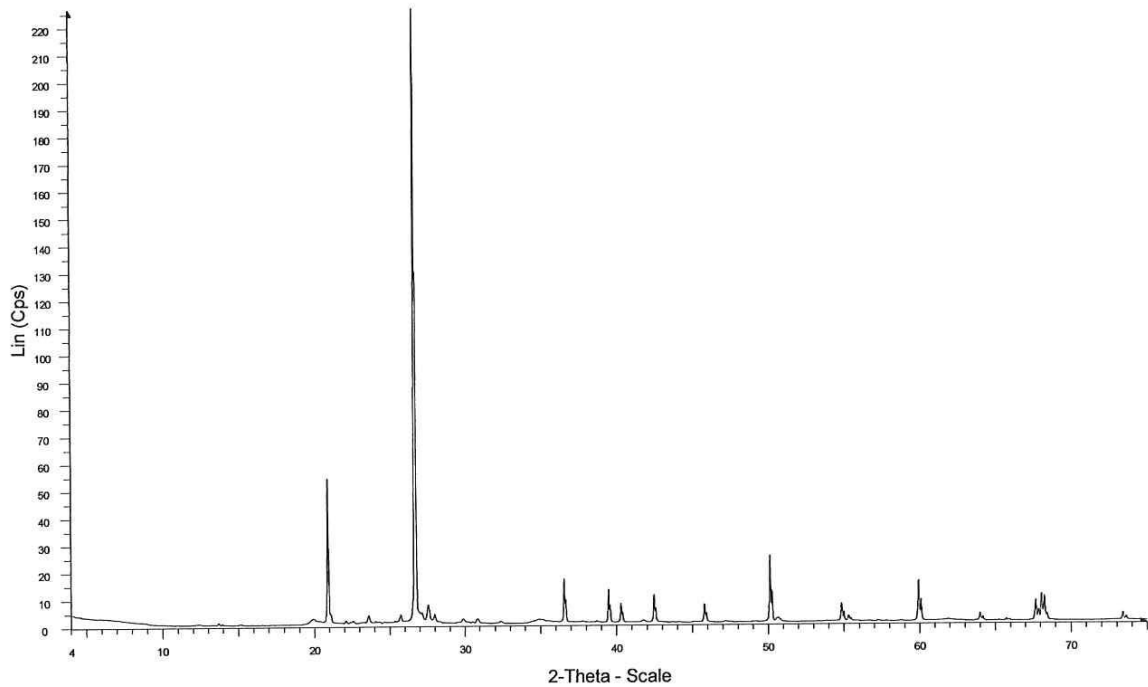
Gemigny D13 - File: 25746.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s



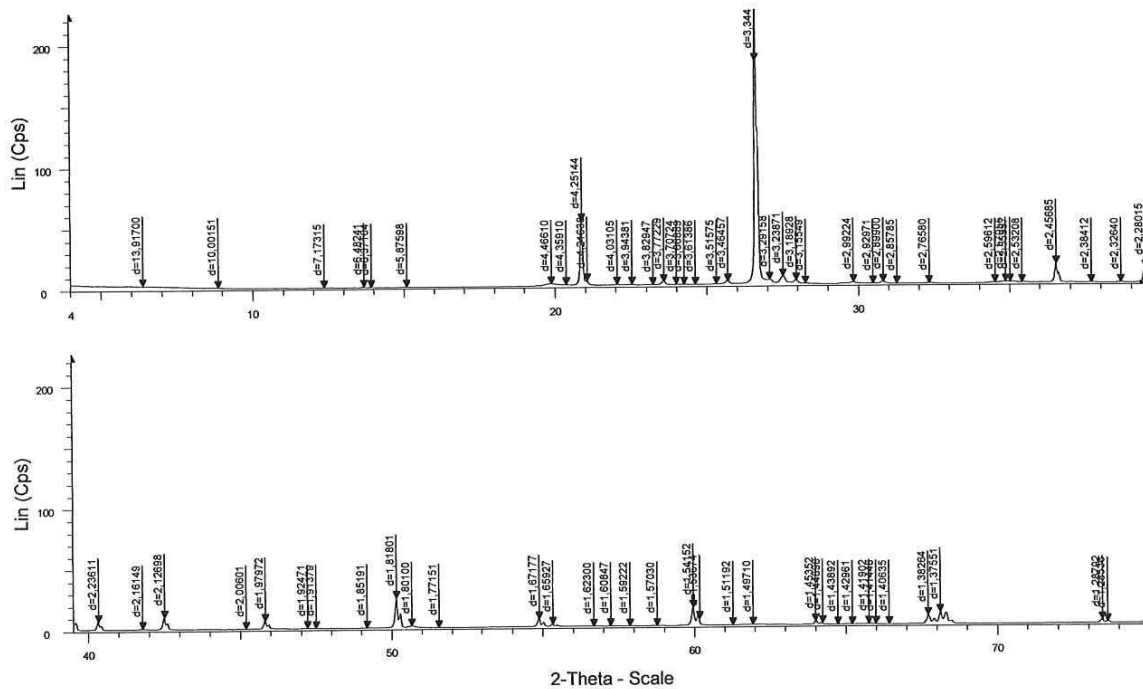


2-Theta - Scale

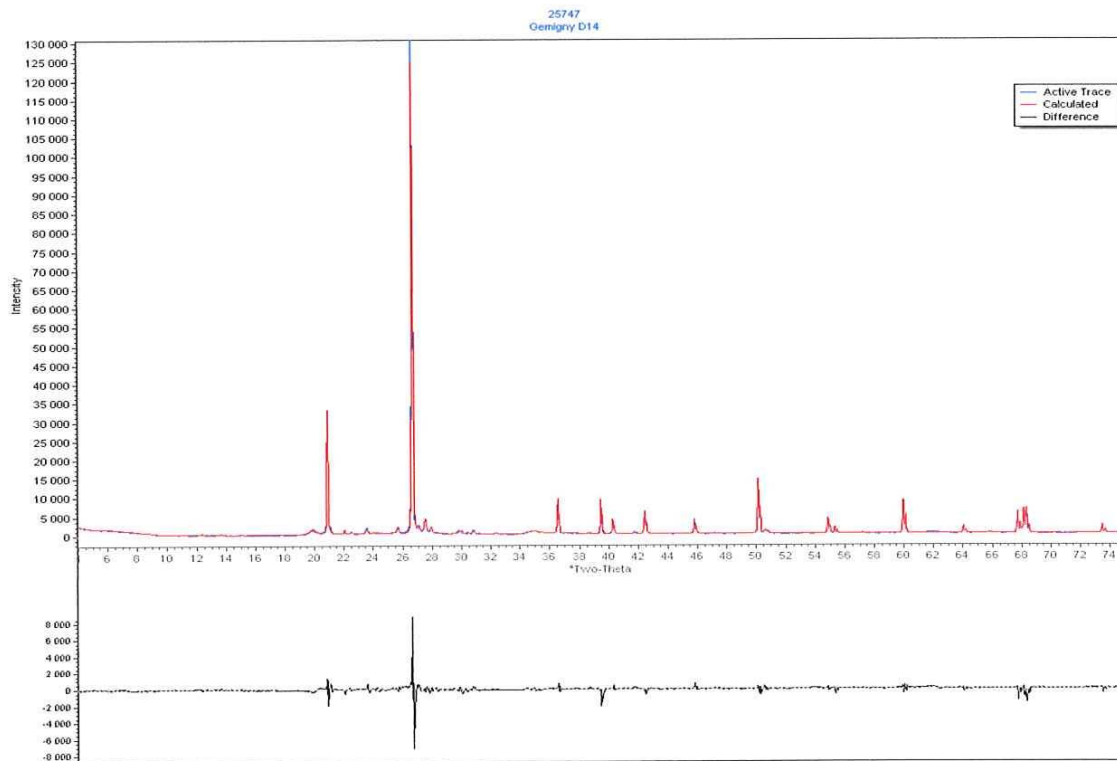
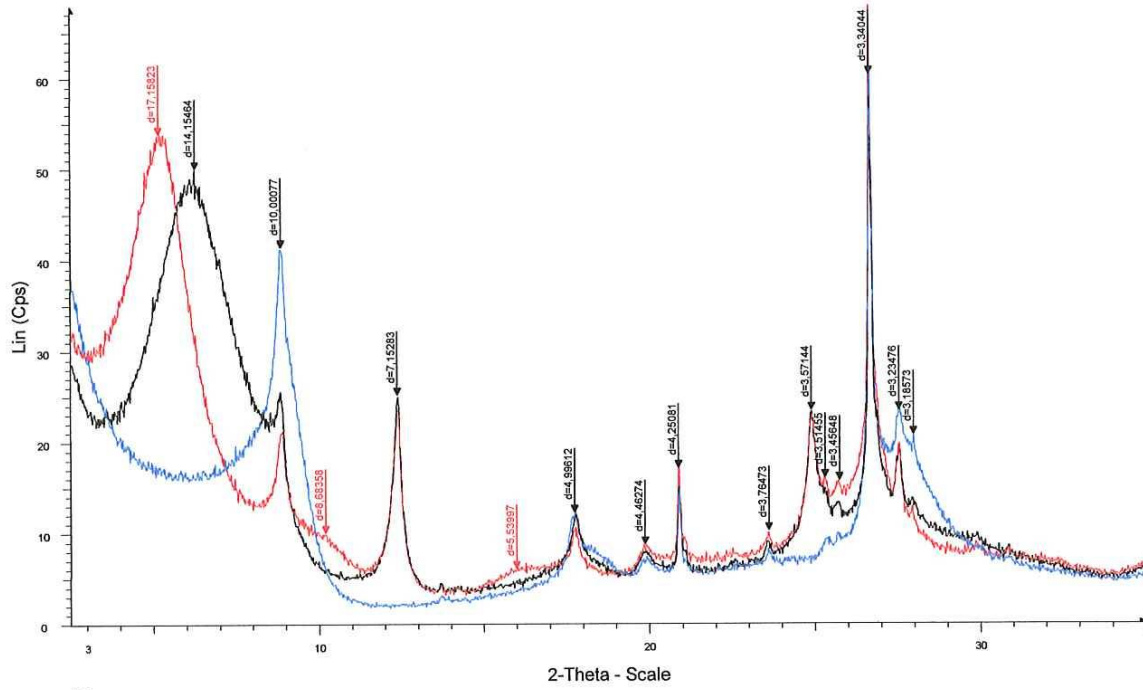
- 01-080-3033 (I) - Muscovite 2M1 - $K(Al_0.876Fe_0.124)_2Fe_0.067(Si_{11.64}Al_0.36)_2$
- 00-014-0164 (I) - Kaolinite-1A - $Al_2Si_2O_5(OH)_4$
- 00-005-0586 (*) - Calcite, syn - $CaCO_3$
- Gemigny D14 - File: 25747.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s
- 00-046-1045 (*) - Quartz, syn - SiO_2
- 00-060-0318 (N) - Montmorillonite - $(Ca,Na)_0.3Al_2(Si,Al)_4O_{10}(OH)_2 \cdot xH_2O$
- 01-087-0684 (*) - Sanidine low - $(K_{93}Na_{07})AlSi_3O_8$
- 00-041-1480 (I) - Albite, calcian, ordered - $(Na,Ca)Al(Si,Al)_3O_8$

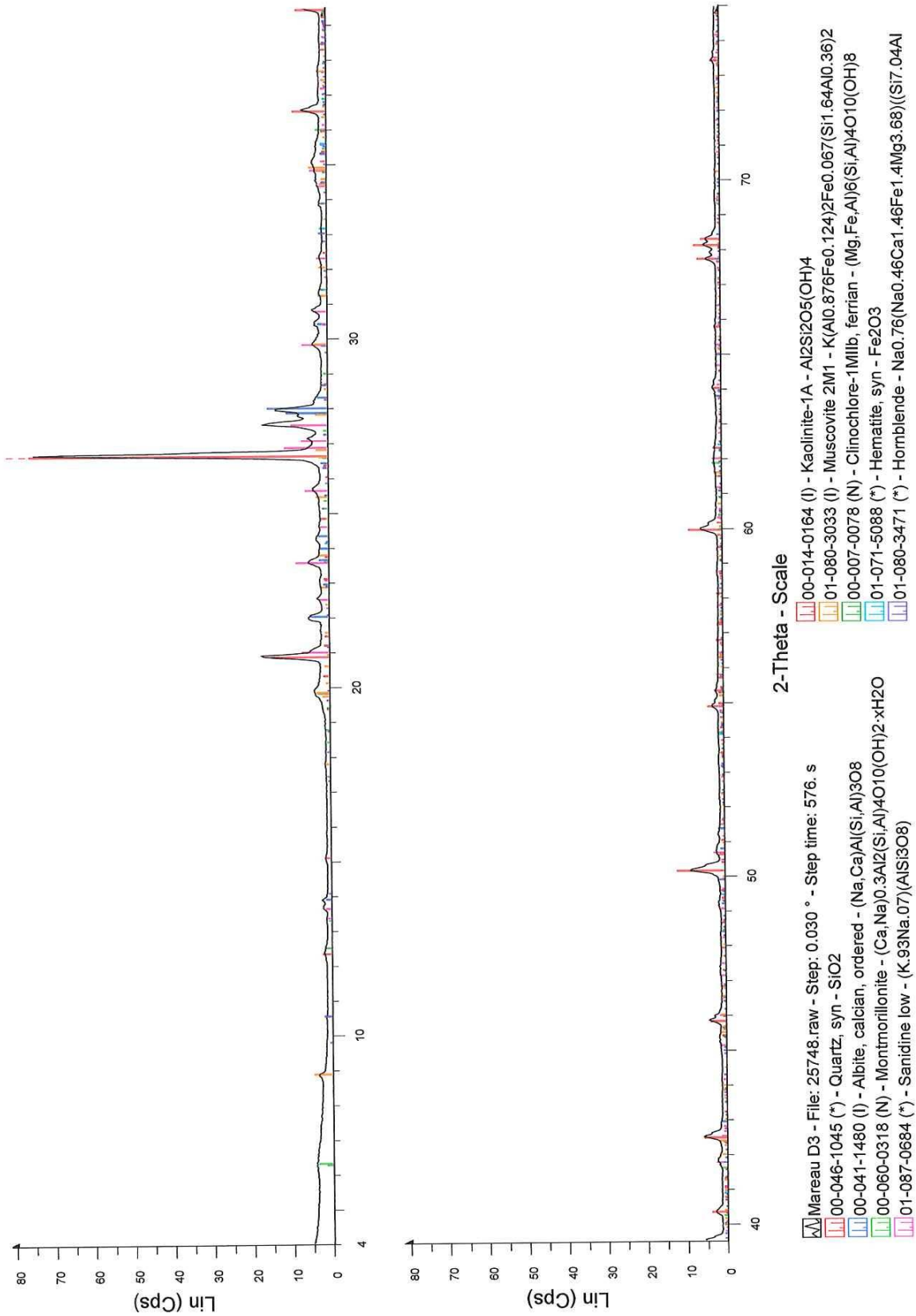


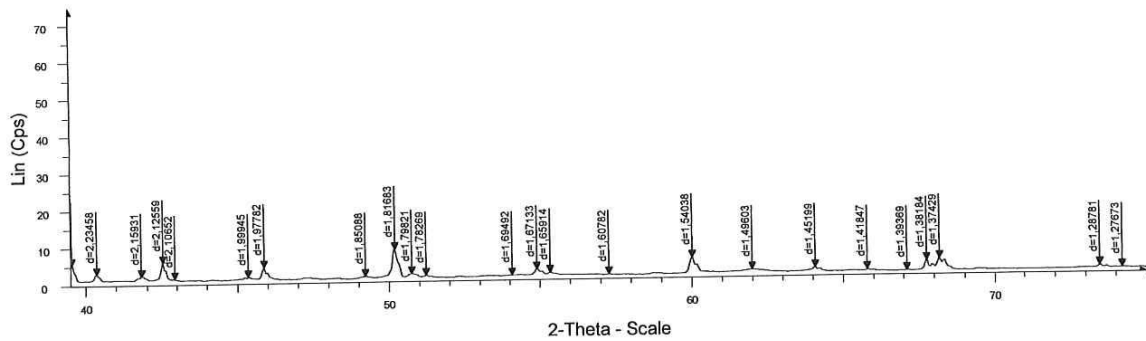
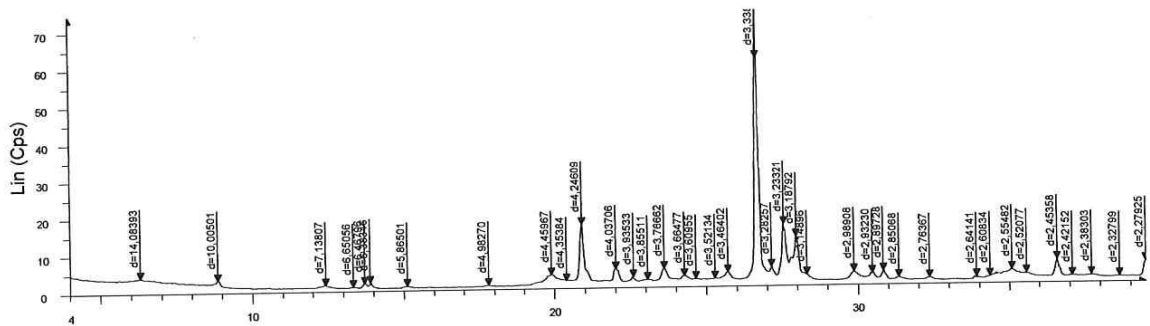
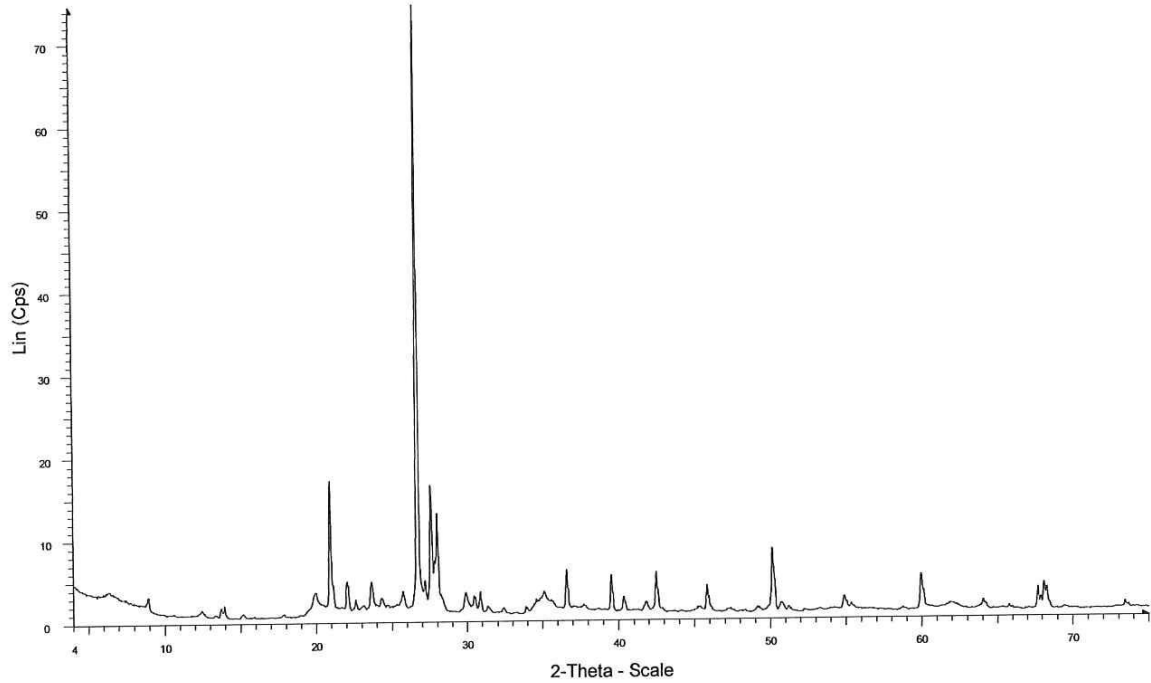
Gemigny D14 - File: 25747.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s

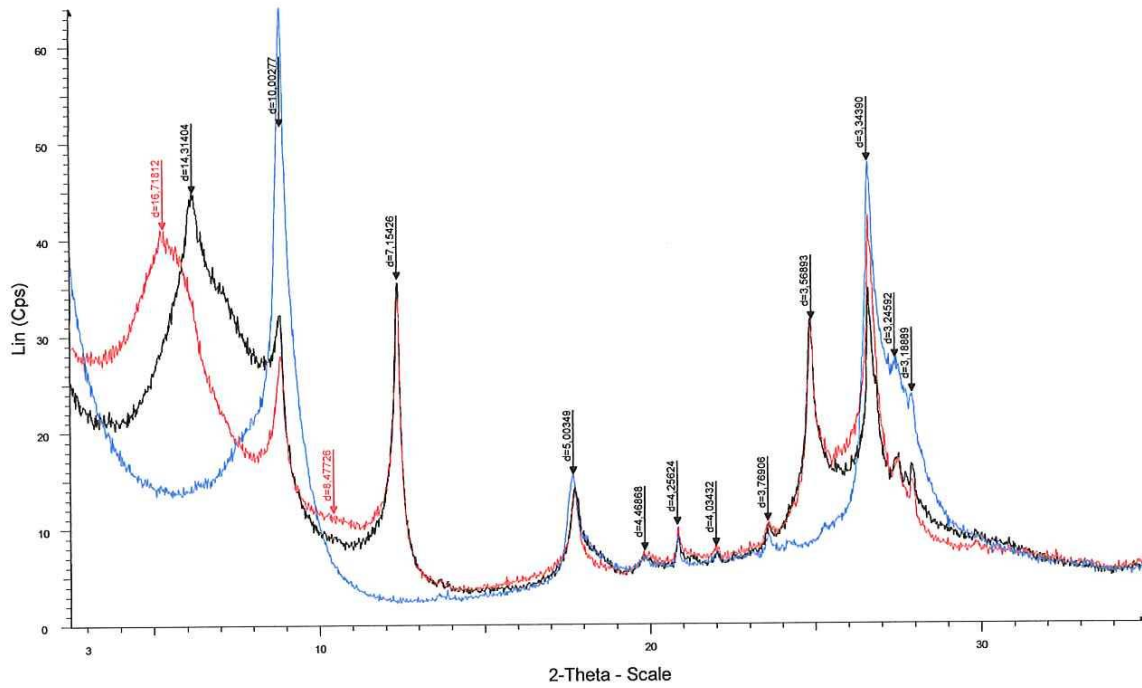


Gemigny D14 - File: 25747.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s

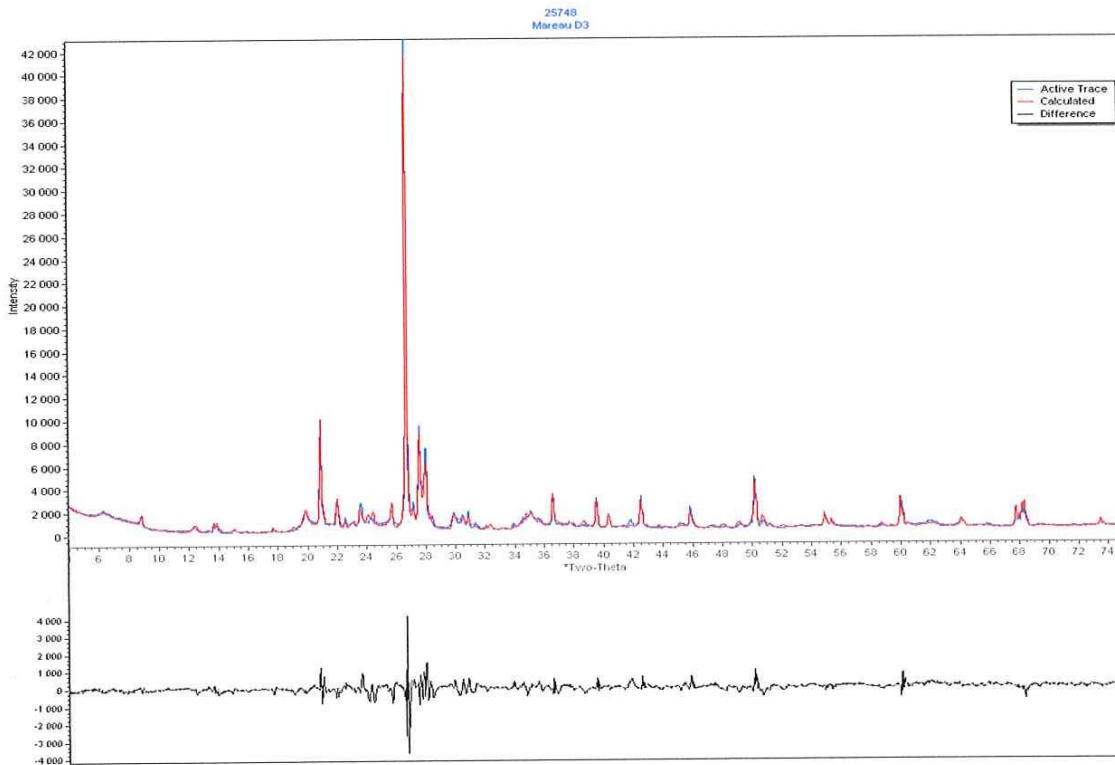


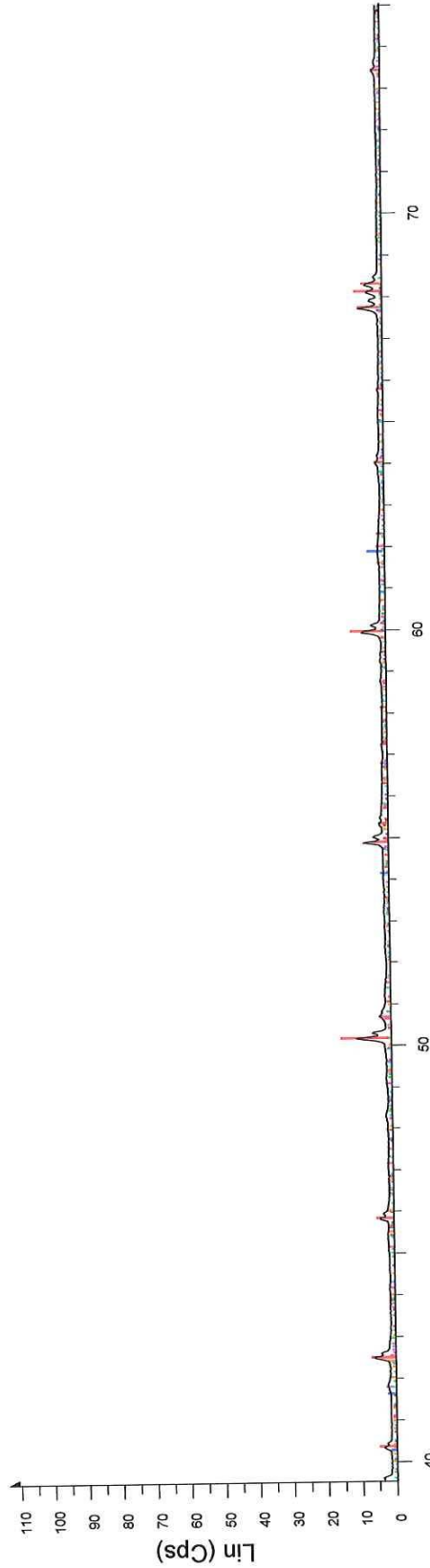
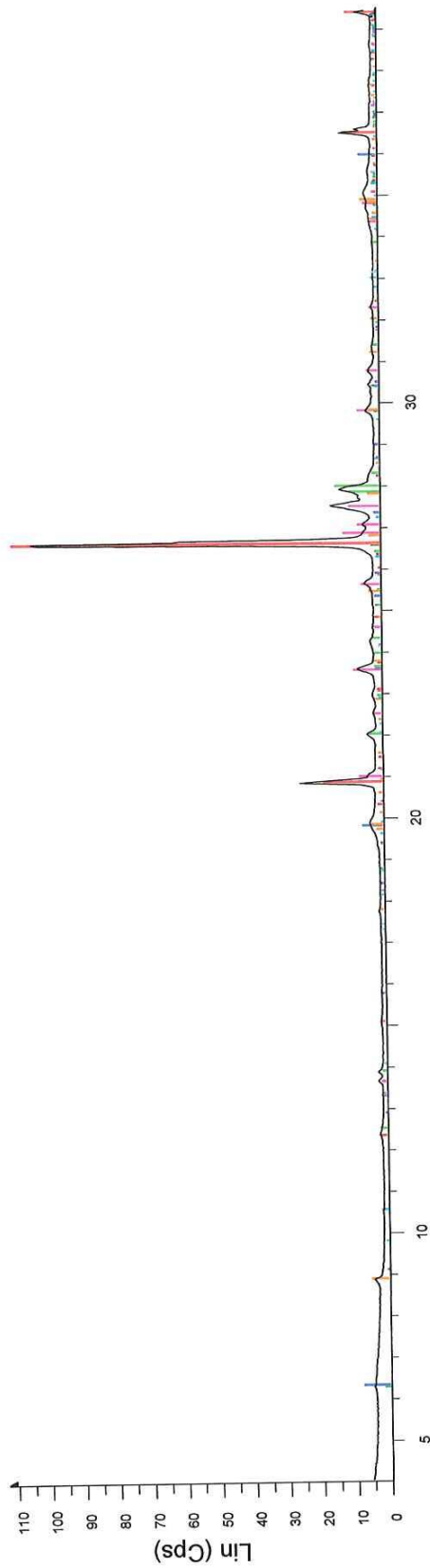






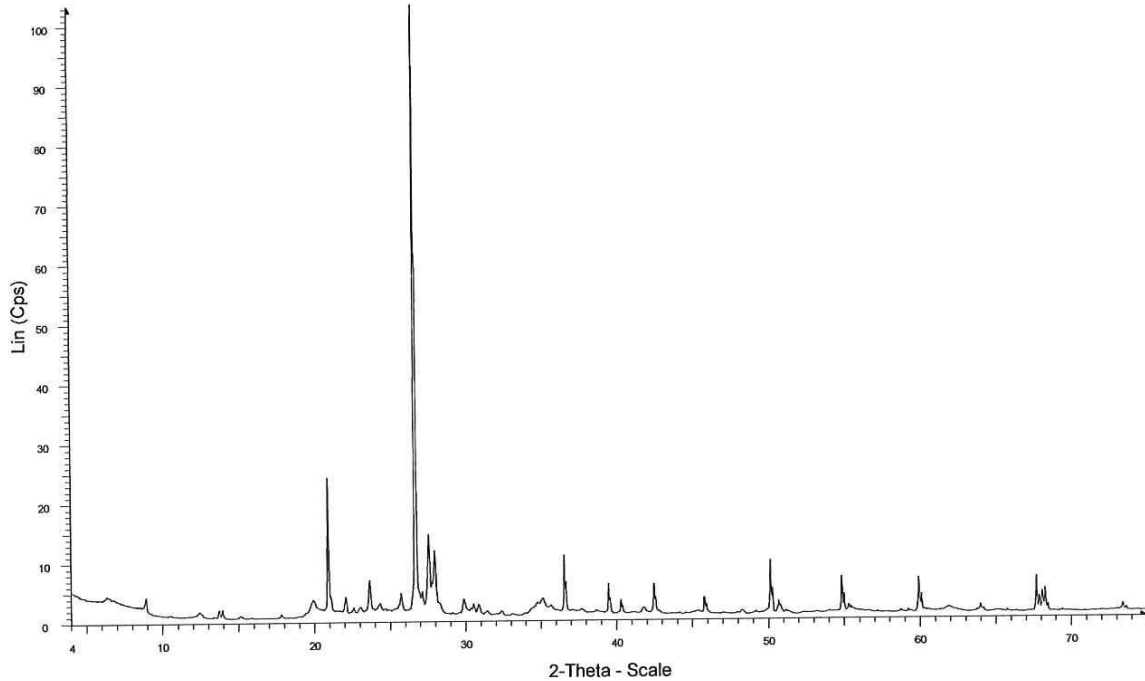
MAREAU D03 - File: 25748N.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
 MAREAU D03 - File: 25748G.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
 MAREAU D03 - File: 25748C.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s



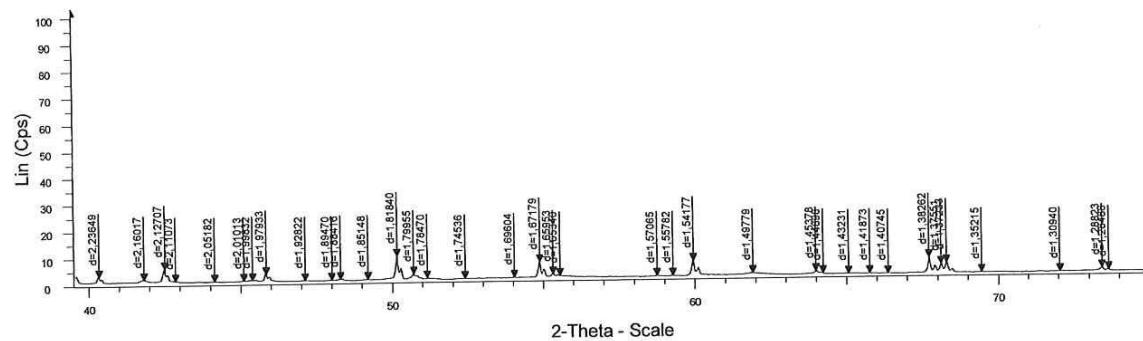
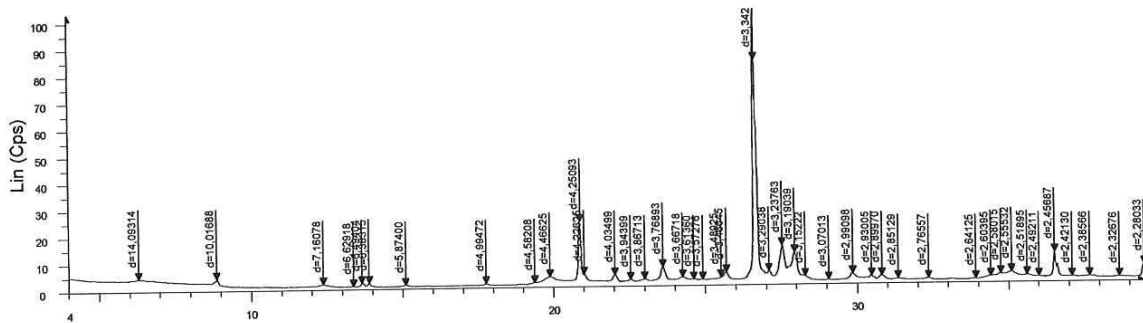


2-Theta - Scale

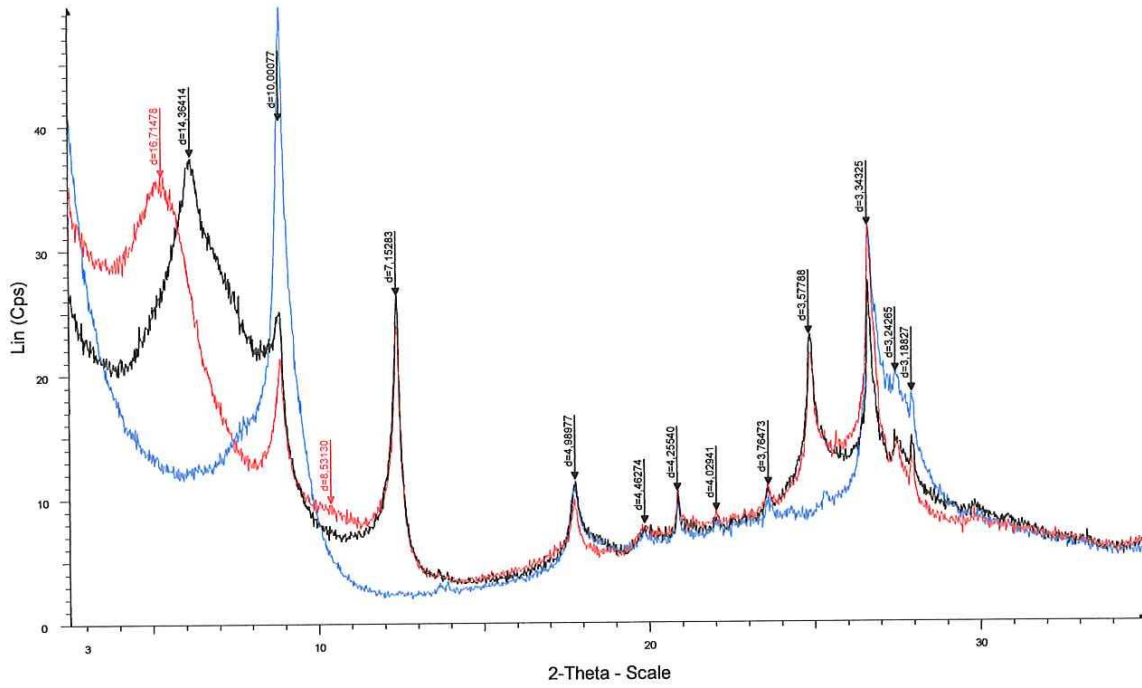
- 00-014-0164 (I) - Kaolinite-1A - Al₂Si₂O₅(OH)₄
- 01-080-3033 (I) - Muscovite 2M1 - K(Al_{0.876}Fe_{0.1})
- 00-007-0078 (N) - Clinocllore-1M1lb, ferrian - (Mg, Fe)
- 01-080-3471 (*) - Hornblende - Na_{0.76}(Na_{0.46}Ca_{0.54})
- 01-089-6324 (*) - Analcime, syn - Na_{0.931}(Al₂Si₂O₇)
- 01-087-0684 (*) - Samidine low - (K_{0.93}Na_{0.07})(AlSi₃)
- Mareau D4 - File: 25749.raw - Step: 0.030 ° - Step
- 00-046-1045 (*) - Quartz, syn - SiO₂
- 00-060-0318 (N) - Montmorillonite - (Ca,Na)_{0.3}Al₂(OH)₂
- 00-041-1480 (I) - Albite, calcian, ordered - (Na,Ca)
- 01-071-5088 (*) - Hematite, syn - Fe₂O₃



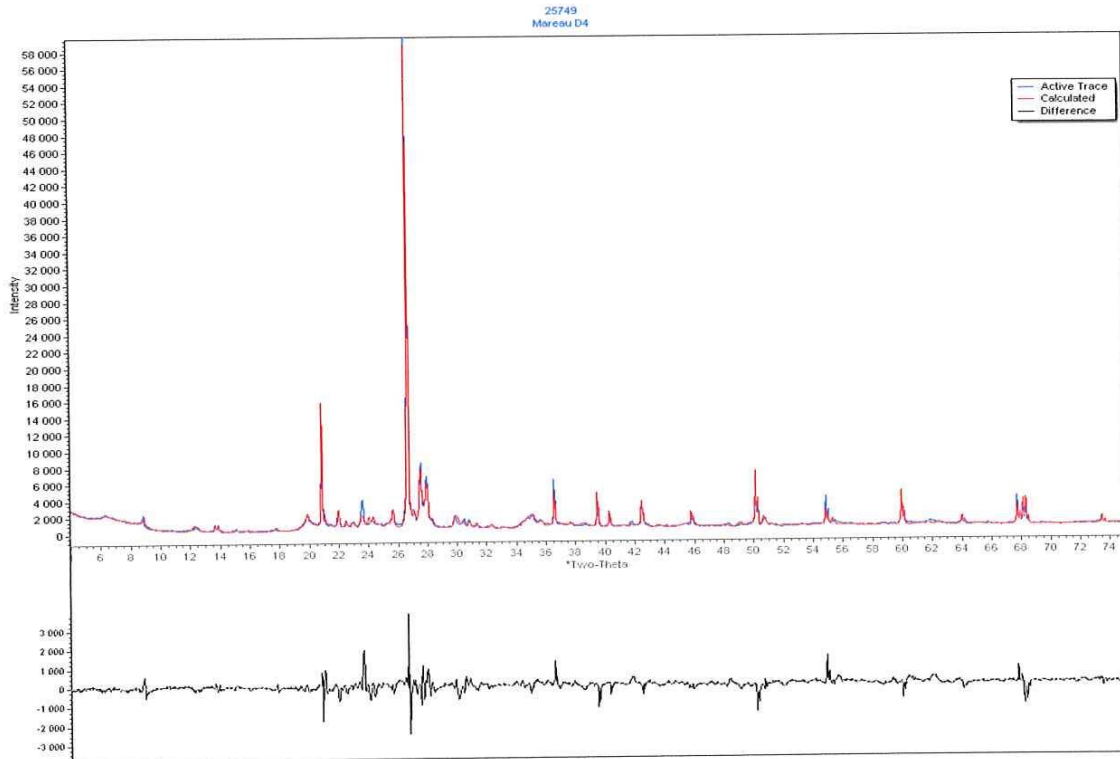
Mareau D4 - File: 25749.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s

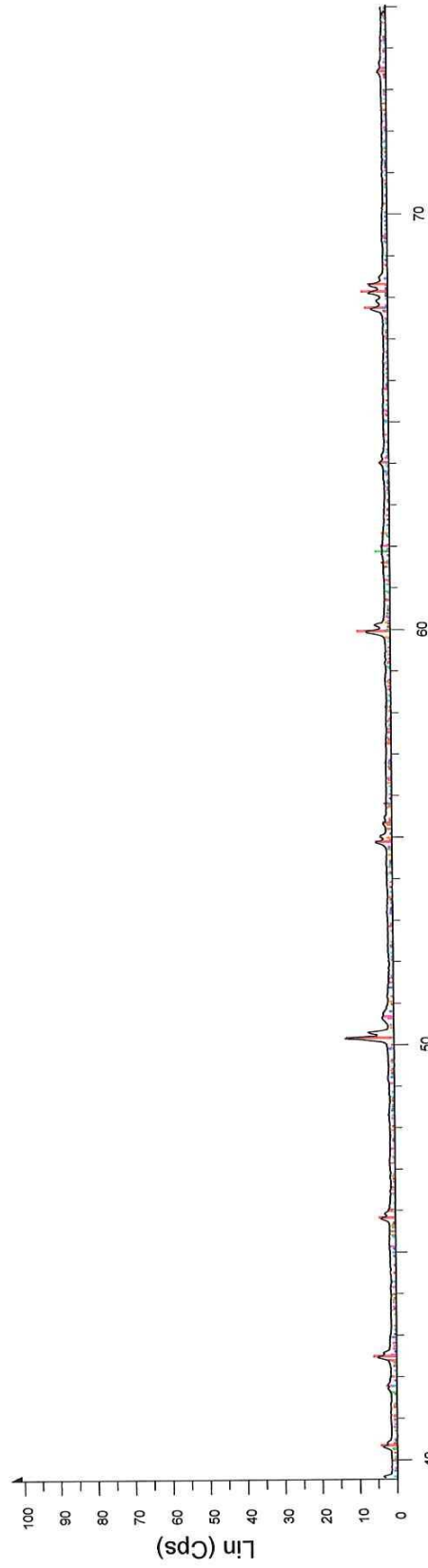
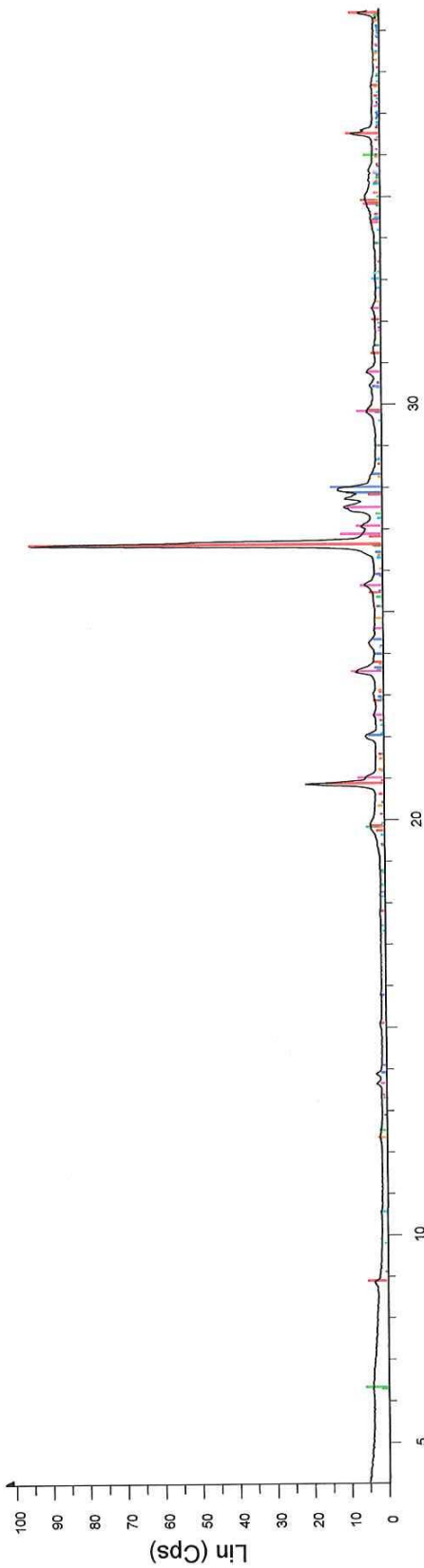


Mareau D4 - File: 25749.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s



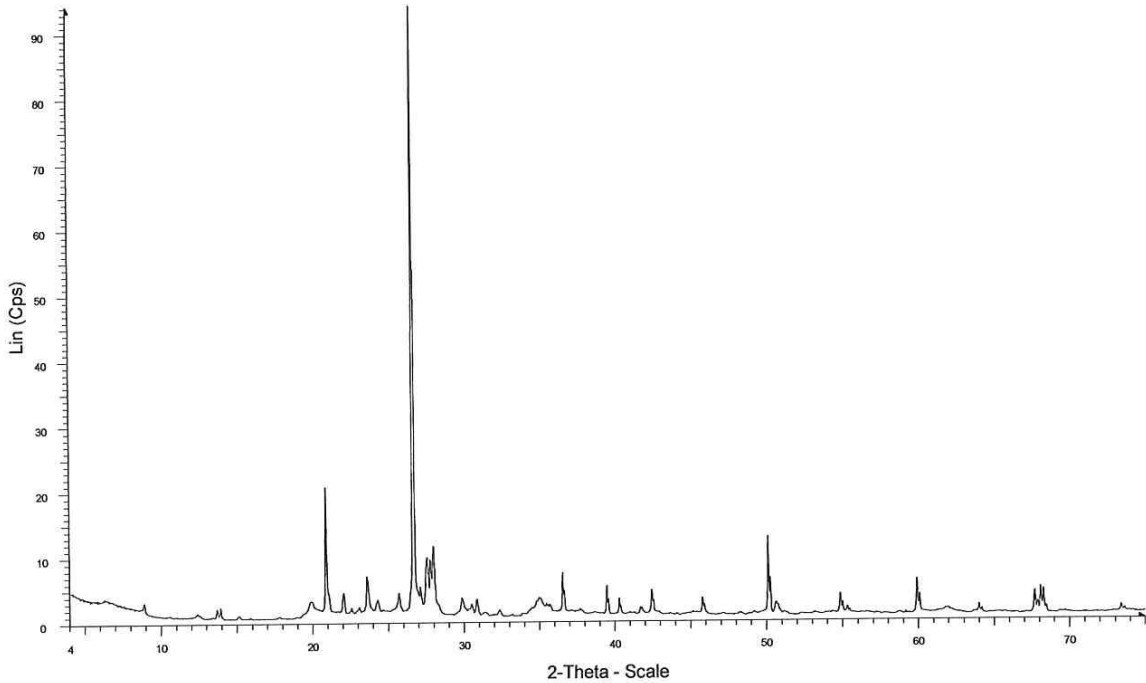
MAREAU D04 - File: 25749N.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
 MAREAU D04 - File: 25749G.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
 MAREAU D04 - File: 25749C.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s



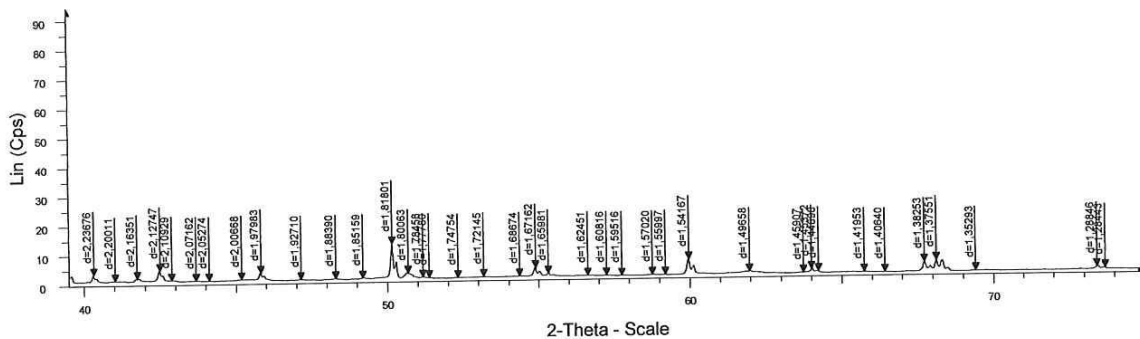
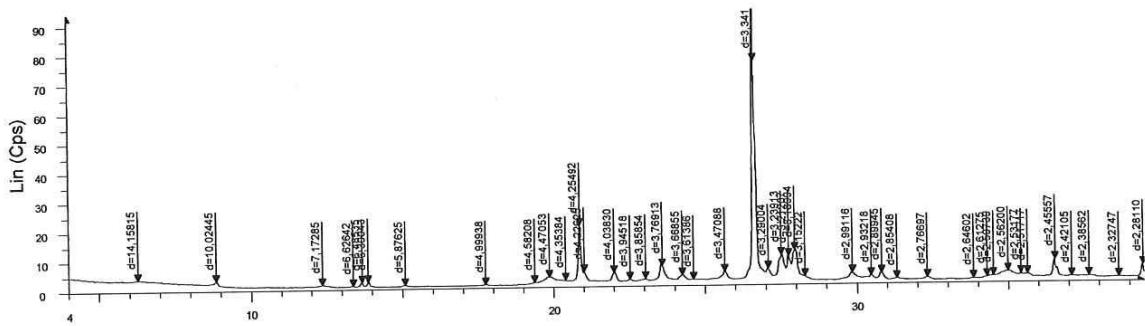


2-Theta - Scale

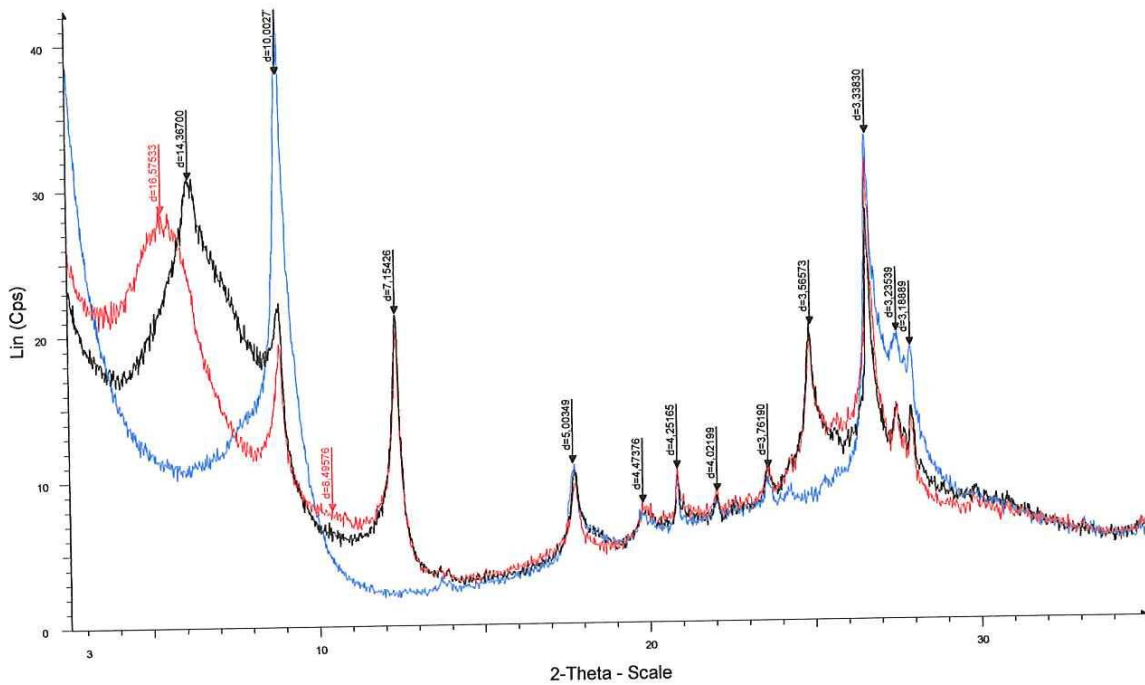
- 01-080-3033 (I) - Muscovite 2M1 - $K(Al_0.876Fe_0.1)$
- 00-014-0164 (I) - Kaolinite-1A - $Al_2Si_2O_5(OH)_4$
- 00-007-0078 (N) - Clinocllore-1Mlb, ferrian - (Mg, Fe)
- 01-080-3471 (*) - Hornblende - $Na_0.76(Na_0.46Ca)$
- 01-089-6324 (*) - Analcime, syn - $Na_0.931(AlSi_2O_6)$
- Mareau D8 - File: 25750.raw - Step: 0.030 ° - Step
- 00-046-1045 (*) - Quartz, syn - SiO_2
- 00-041-1480 (I) - Albite, calcian, ordered - (Na, Ca)
- 00-060-0318 (N) - Montmorillonite - $(Ca,Na)_0.3Al_2$
- 01-087-0684 (*) - Sanidine low - $(K,93Na,07)AlSi_3$
- 01-071-5088 (*) - Hematite, syn - Fe_2O_3



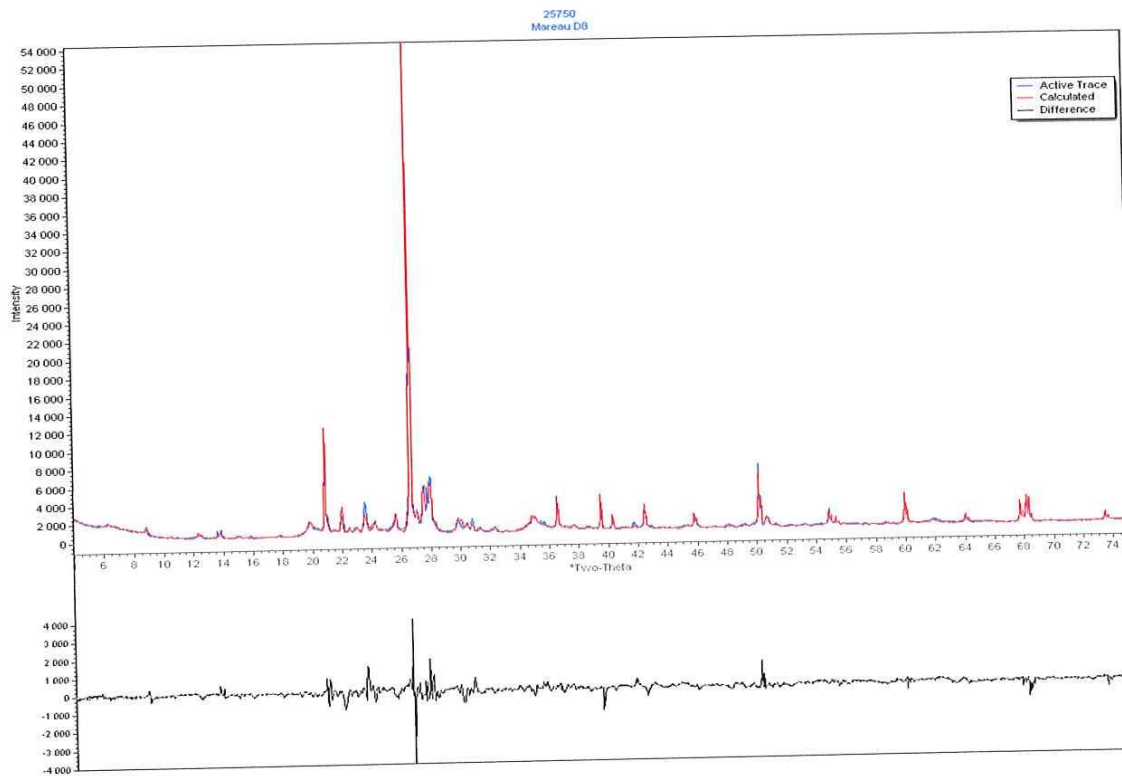
Mareau D8 - File: 25750.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s

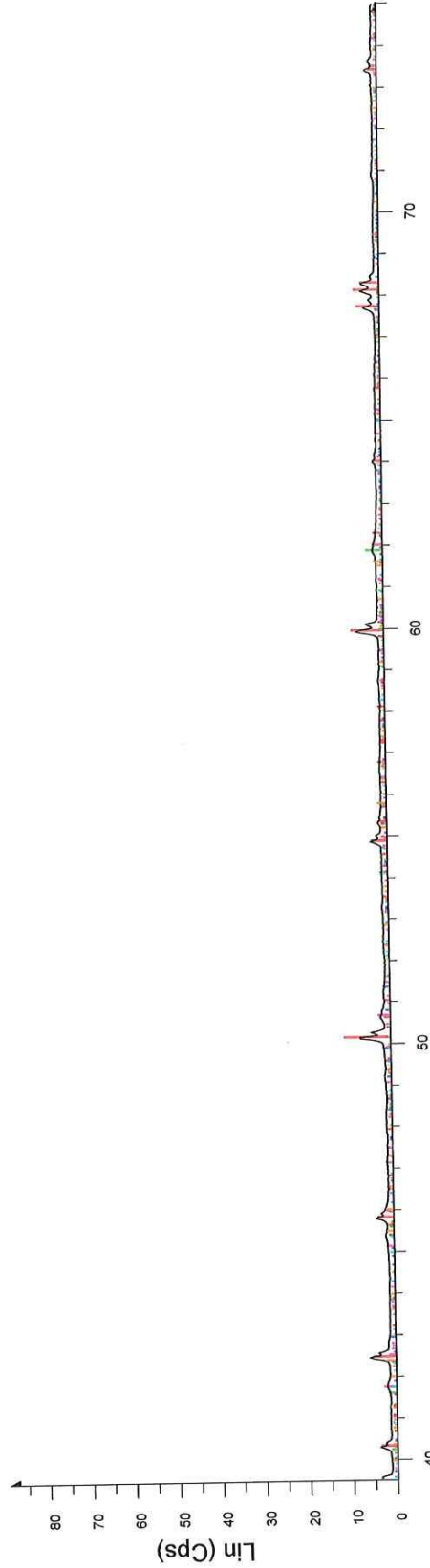
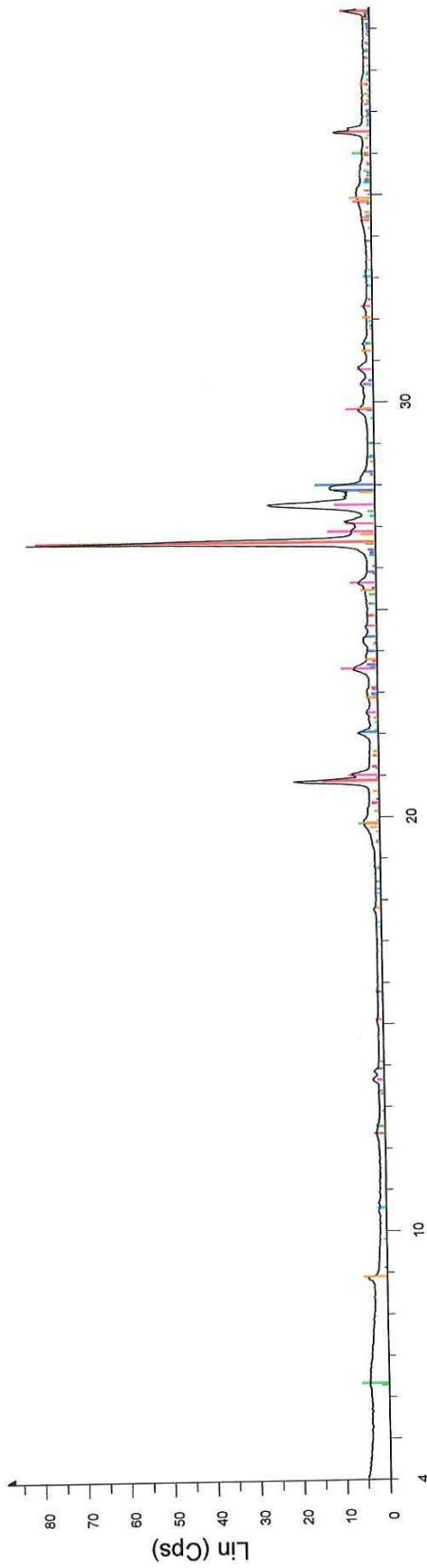


Mareau D8 - File: 25750.raw - Step: 0.030 ° - Step time: 576. s



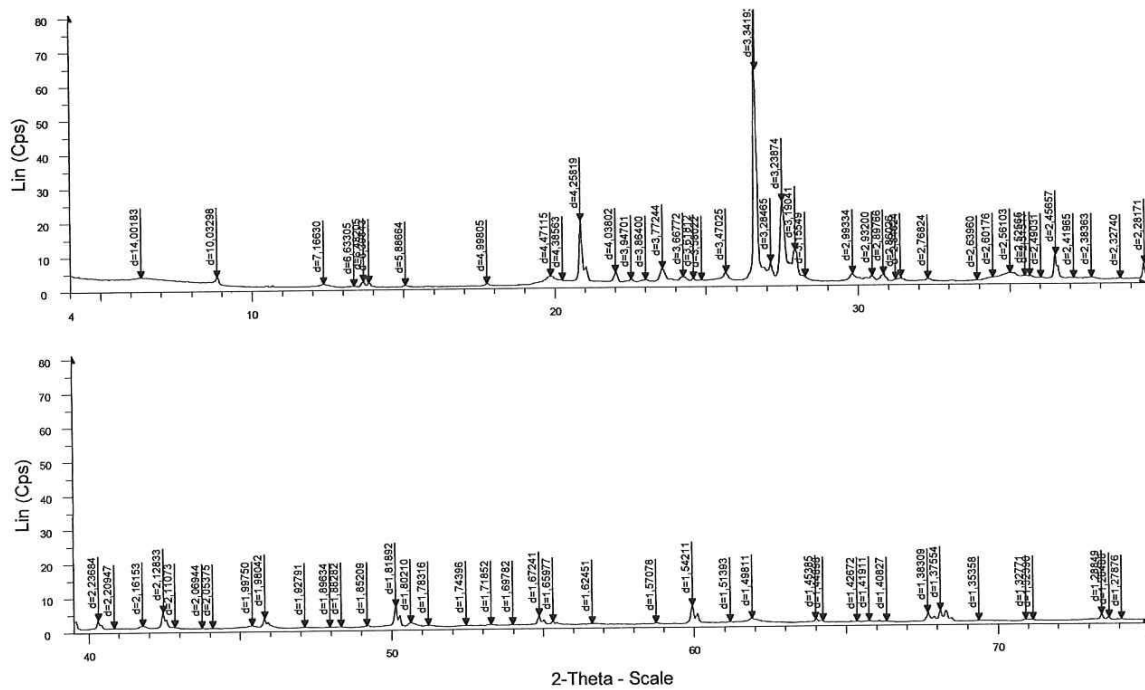
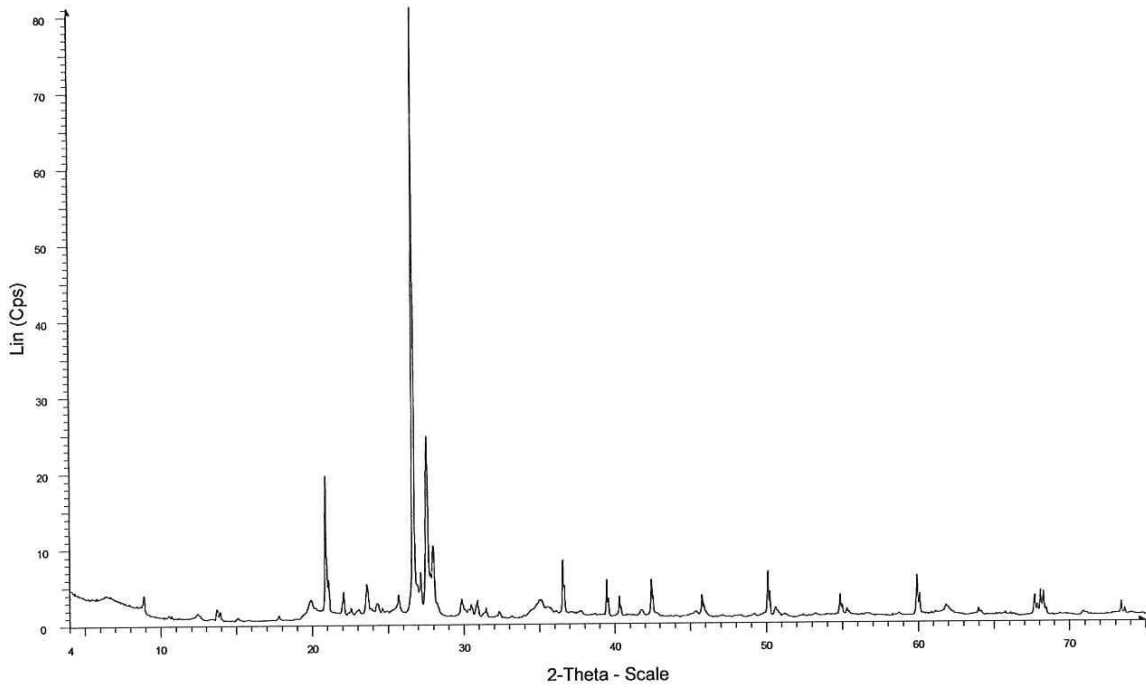
MAREAU D08 - File: 25750N.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
 MAREAU D08 - File: 25750G.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s
 MAREAU D08 - File: 25750C.raw - Step: 0.020 ° - Step time: 130.5 s

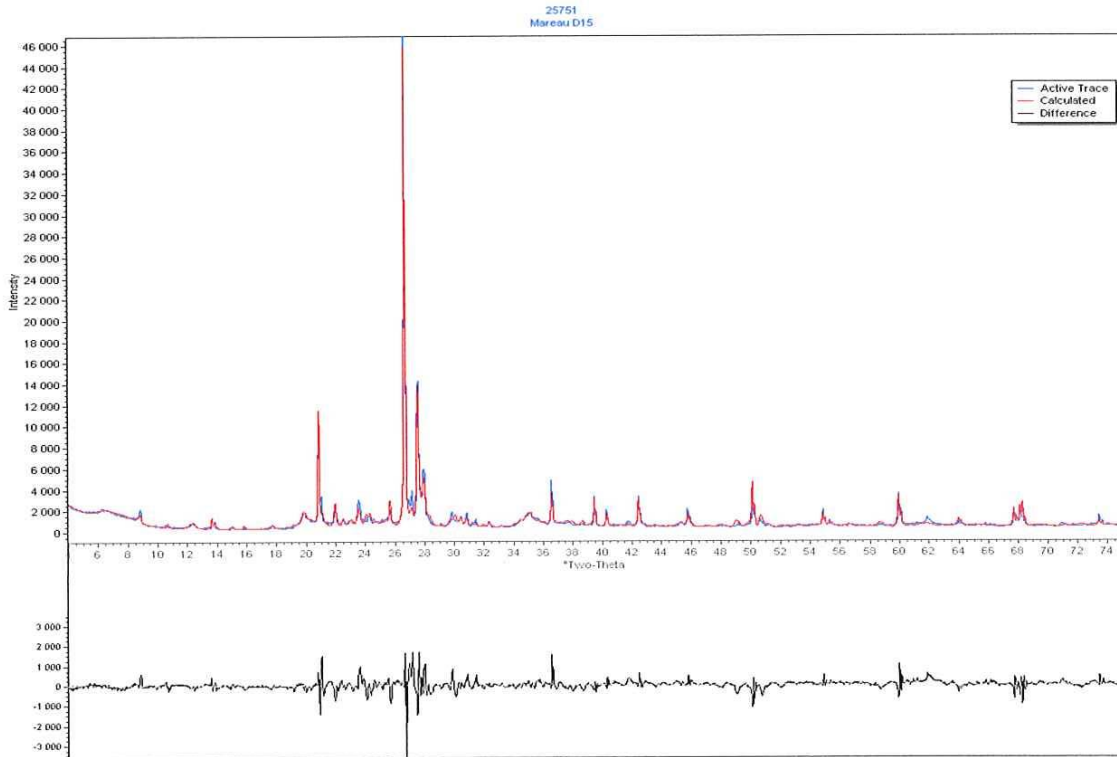
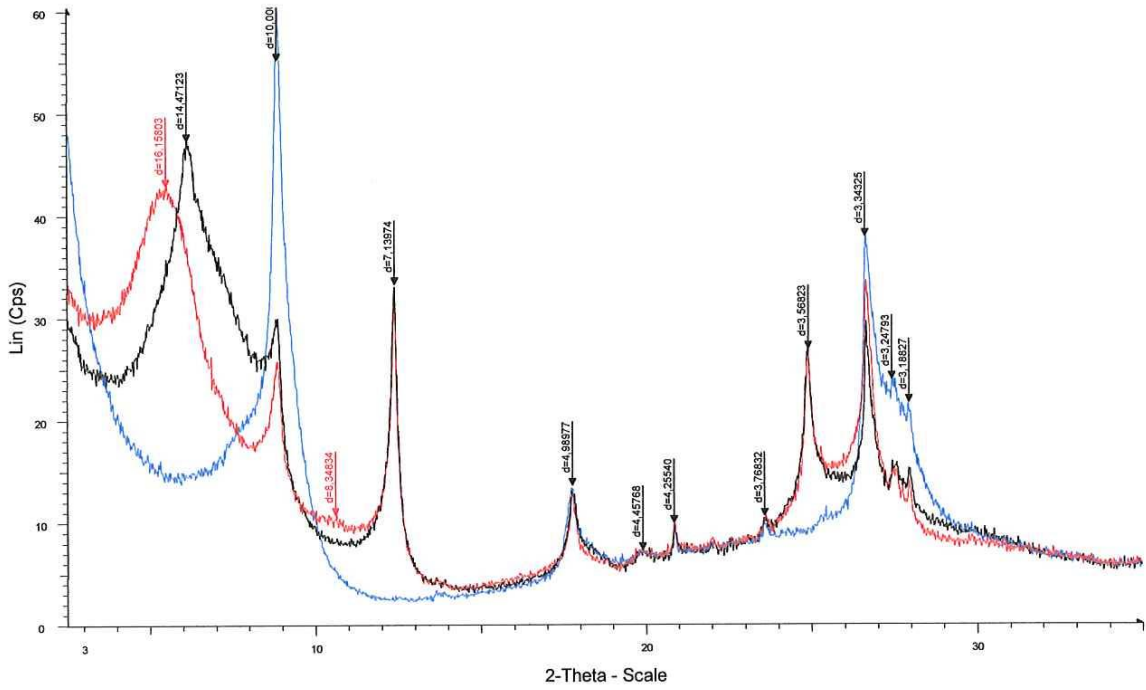




2-Theta - Scale

- 00-014-0164 (I) - Kaolinite-1A - Al₂Si₂O₅(OH)₄
- 01-080-3033 (I) - Muscovite 2M1 - K(Al_{0.876}Fe_{0.1})
- 00-007-0078 (N) - Clinocllore-1Mllb, ferrian - (Mg, Fe)
- 01-080-3471 (*) - Hornblende - Na_{0.76}(Na_{0.46}Ca_{0.54})
- 01-089-6324 (*) - Analcime, syn - Na_{0.931}(AlSi₂O₆)
- 00-046-1045 (*) - Quartz, syn - SiO₂
- 00-041-1480 (I) - Albite, calcian, ordered - (Na, Ca)
- 00-060-0318 (N) - Montmorillonite - (Ca, Na)_{0.3}Al₂(OH)₂
- 01-087-0684 (*) - Sanidine low - (K_{0.93}Na_{0.07})AlSi₃O₈
- 01-071-5088 (*) - Hematite, syn - Fe₂O₃





ratoire d'Analyse des Sols d'Arras



Groupe 1 : Prise en charge - Préparation



Les échantillons de sols sont préparés selon la norme **NF ISO 11464**.

Les échantillons sont séchés à l'air à une température inférieure à 40 °C puis broyés à 2 mm afin de récupérer une "**terre fine**".

Selon, les déterminations, un broyage plus fin peut être nécessaire. C'est le cas par exemple, pour la détermination du carbone organique ou des éléments totaux.

Dans ce cas, **un sous échantillon représentatif** de la terre fine est constitué et broyé à une granulométrie inférieure à 250 µm.

SOL-0104, SOL-0105, SOL-0106 : Traitements spéciaux des échantillons.

Description de SOL-0104, SOL-0105, SOL-0106 : Traitements spéciaux des échantillons.

Rédaction : S. GATOUX
Date de création : 02 Avril 2011
Mise à jour : 13 Janvier 2014

ratoire d'Analyse des Sols d'Arras



SOL-0302 : Granulométrie 5 fractions sans décarbonatation.

Description du SOL-0302 : Granulométrie 5 fractions sans décarbonatation, unité g/kg .

On détermine, selon la norme **NF X 31-107**, les proportions des classes de particules suivantes :

- > Argiles : < 2 μm
- > Limons fins : 2 μm à 20 μm
- > Limons grossiers : 20 μm à 50 μm
- > Sables fins : 0,050 mm à 0,200 mm
- > Sables grossiers 0,200 mm à 2,00 mm

La détermination des fractions les plus fines (< 50 μm) s'effectue au moyen de 3 prélèvements successifs (**à la pipette dite de Robinson**) dans une suspension de sol en cours de **sédimentation**. La fraction des sables fins est séparée par passage sur tamis de 50 μm et sous courant d'eau de la suspension après prélèvements des fractions fines.

Prélèvements et tamisage sont réalisés après **destruction de la matière organique** par l'eau oxygénée (H_2O_2) sur une prise d'essai d'environ 10 g. La dispersion finale est réalisée par un court passage aux ultrasons après addition de dispersant $[(\text{NaPO}_3)_6 + \text{Na}_2\text{CO}_3]$ et après avoir au préalable séparé les sables grossiers (> 0,200 mm) par tamisage.

Les pesées après évaporation et séchage des fractions prélevées à la pipette permettent de déterminer les proportions des différentes classes granulométriques.

Les résultats sont exprimés par rapport à la phase minérale (somme des 5 fractions = 1000).

ratoire d'Analyse des Sols d'Arras



SOL-0403 : Carbone organique par combustion sèche

Description du SOL-0403 : Carbone organique par combustion sèche, unité g/kg.

La méthode repose sur la **transformation en dioxyde de carbone (CO₂) de la totalité du carbone** présent dans l'échantillon. La réaction s'effectue en portant ce dernier à environ 1000°C en présence d'oxygène. Après séparation chromatographique, la quantité de gaz carbonique formée est quantifiée au moyen d'un catharomètre (conductibilité thermique).

Quand l'échantillon contient des quantités non négligeables de carbone minéral sous forme de carbonates, une correction ou un prétraitement de l'échantillon est nécessaire. Lorsque la détermination du calcaire total a été demandée sur l'échantillon, on va utiliser la teneur mesurée pour une éventuelle correction ($C_{\text{minéral}} = 0,12 \times CaCO_3$).

Dans le cas contraire, un prétraitement sera systématiquement appliqué. Par prétraitement on entend toute procédure utile à la quantification de la teneur en carbonates ou leur élimination avant analyse si nécessaire.

La prise d'essai est d'environ 50 mg d'échantillon broyé à 250 µm.

Le protocole suit la norme **NF ISO 10694**

Voir aussi

[dossier technique](#)

Rédaction : S. GATOUX
Date de création : 02 Avril 2011
Mise à jour : 13 Janvier 2014

Annexes du Chapitre III

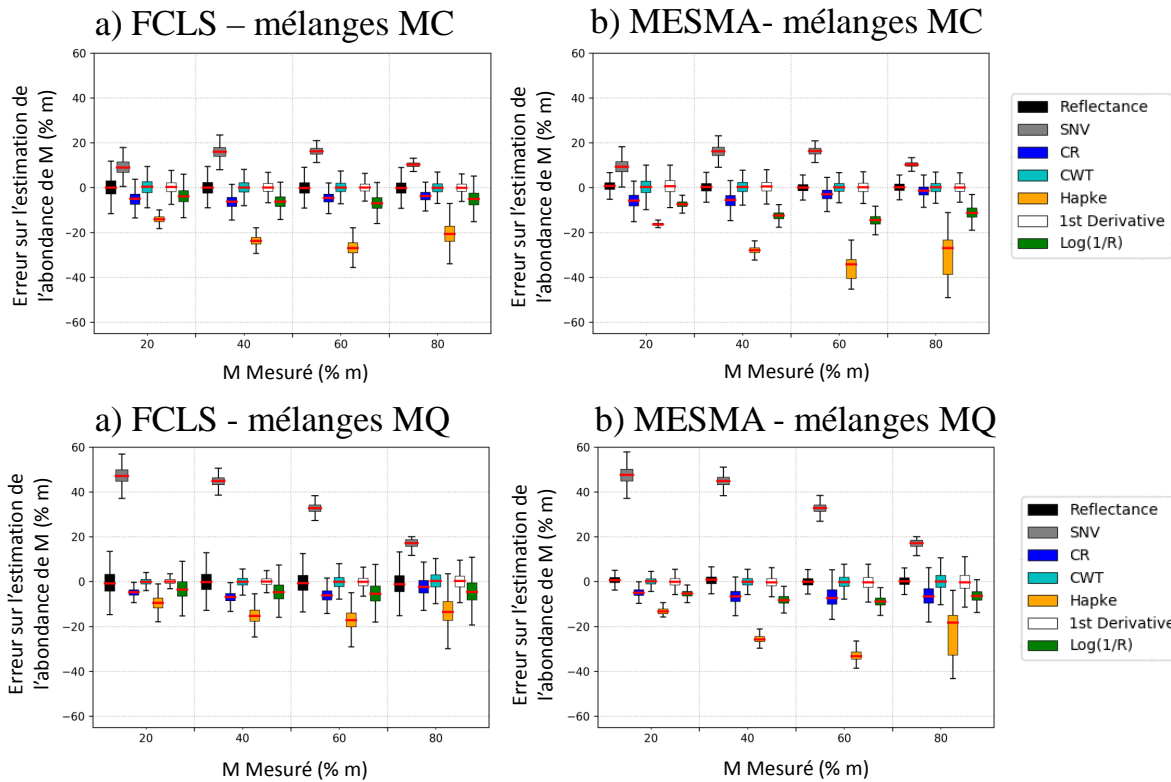


FIGURE IV.20 – Performances d'estimation de l'abondance de la montmorillonite avec les méthodes de démelange FCLS (a et b) et MESMA (c et d) pour les mélanges de type patchwork montmorillonite - calcite (a et c) et montmorillonite - quartz (b et d).

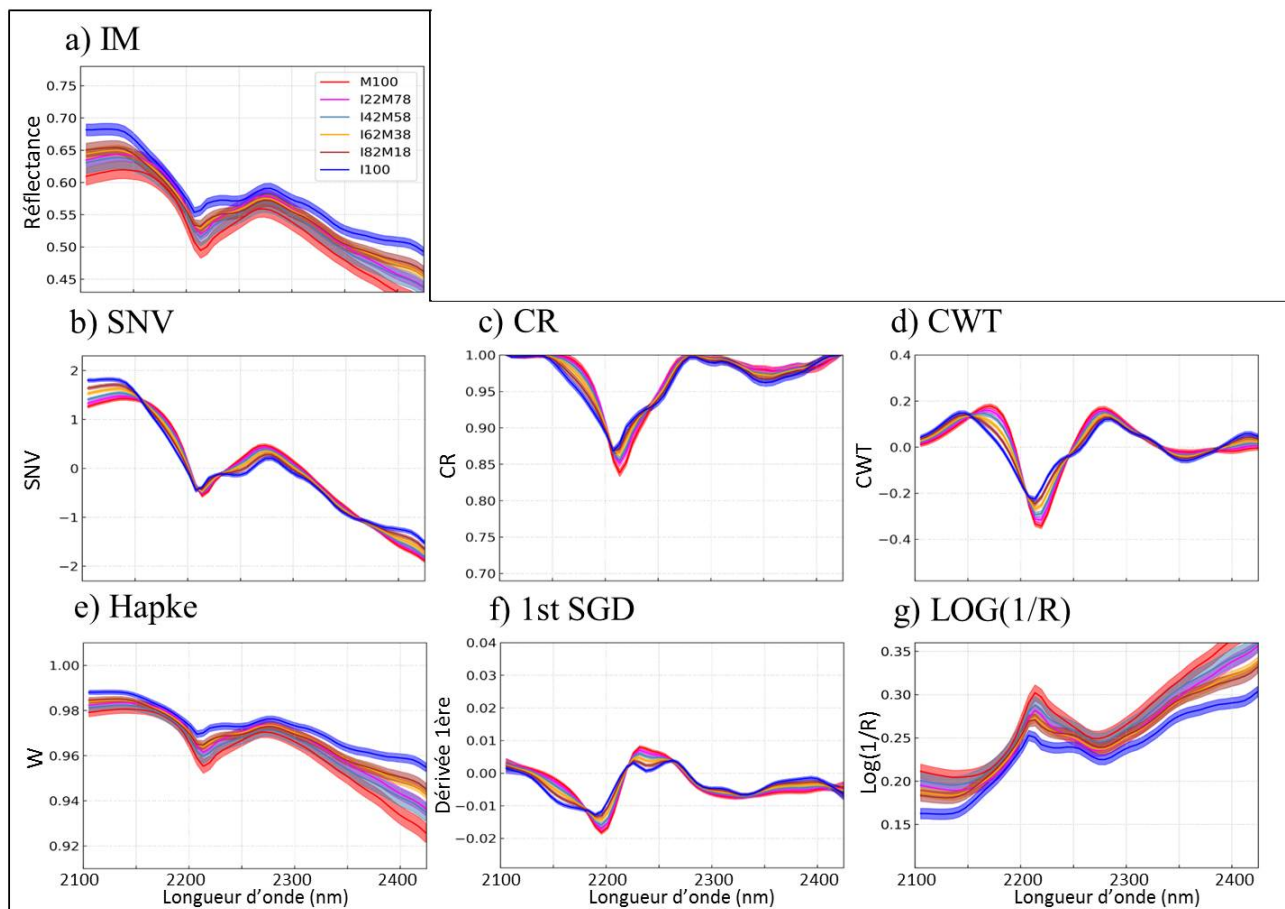


FIGURE IV.21 – Spectres de mélanges intimes a) d'illite - montmorillonite et b) à g) avec l'application des 6 prétraitements spectraux sur les spectres de mélange IM (ligne : spectre moyen, aire colorée : moyenne \pm un écart-type).

Annexes du Chapitre IV

TABLE IV.3 – Informations complémentaires des échantillons constituant les bibliothèques spectrales choisis pour le démélange.

<i>Bibliothèque spectrale laboratoire</i>				<i>Bibliothèque spectrale USGS</i>			
<i>Minéral</i>	<i>Capteur</i>	<i>Granulométrie</i>	<i>Pureté</i>	<i>Capteur</i>	<i>Nom</i>	<i>Granulométrie</i>	<i>Pureté</i>
<i>Illite</i>	Hypex	<80 µm	74 % montmorillonite 11 % kaolinite 10 % illite 5 % autres min	ASD	IMt-1.a	-	Illite quartz
<i>Montmorillonite</i>	Hypex	<80 µm	64 % illite 8 % kaolinite, 10 % microcline 8 % calcite	ASD	SAz-1	-	smectite quantité moyenne de quartz
<i>Kaolinite</i>	Hypex	<80 µm	90% kaolinite 5% quartz 5% autres argiles	ASD	KGa-1	-	kaolinite trace anatase (TiO ₂)
<i>Quartz</i>	Hypex	< 300 µm	-	ASD	HS32.2B	< 74 µm	quartz pur
<i>Calcite</i>	Hypex	<70 µm	100 % calcite	ASD	GDS304	75-150 µm	calcite pure

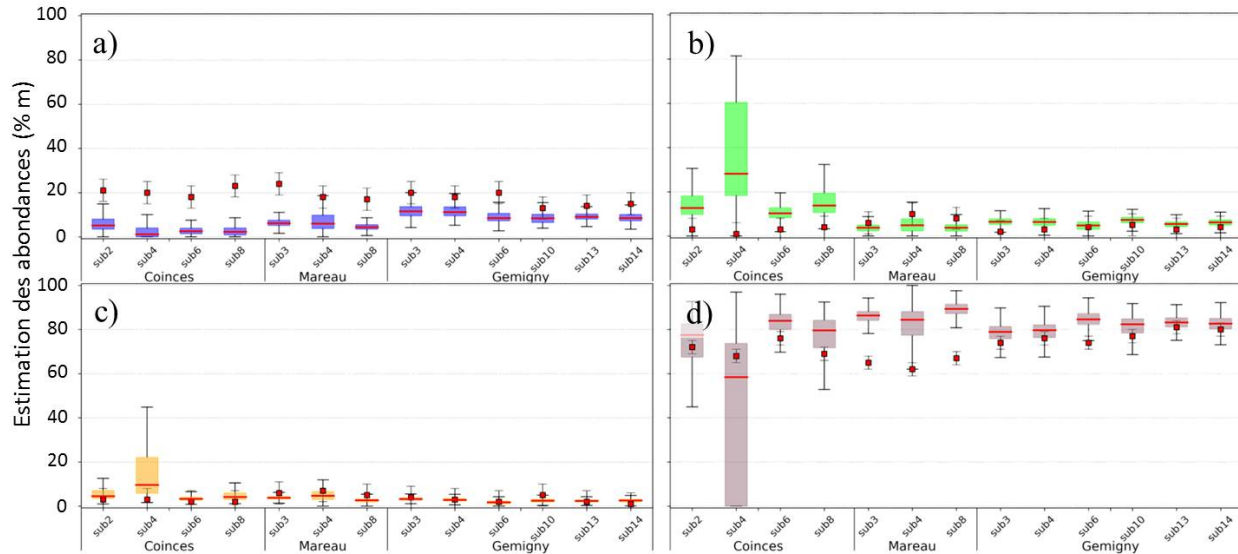


FIGURE IV.22 – Représentation en boxplot (en bleu) des performances des méthodes de démixage pour l'estimation des abondances des différents minéraux du mélange Montmorillonite sur les 3 sites, pour la méthode 1st SGD-MLM. Les boxplot rouges représentent la donnée de validation DRX pour l'échantillon considéré, avec l'écart-type de l'erreur de mesure. Boxplot pour l'estimation a) de la montmorillonite, b) de l'illite, c) de la kaolinite, d) du quartz.

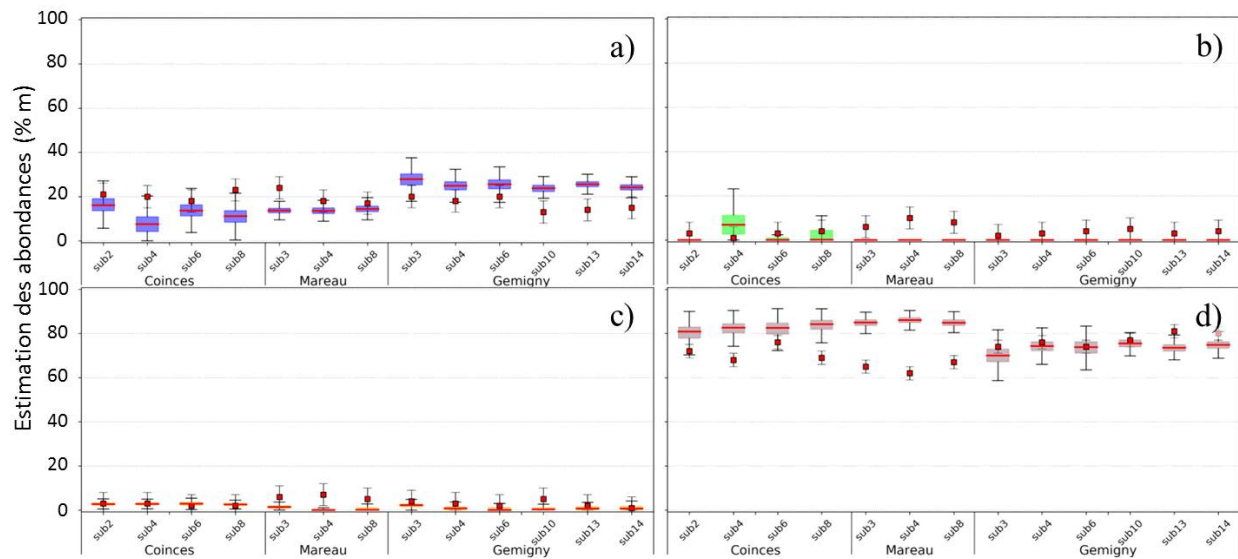


FIGURE IV.23 – Représentation en boxplot (en bleu) des performances des méthodes de démixage pour l'estimation des abondances des différents minéraux du mélange Montmorillonite sur les 3 sites, pour la méthode REF-MLM. Les boxplot rouges représentent la donnée de validation DRX pour l'échantillon considéré, avec l'écart-type de l'erreur de mesure. Boxplot pour l'estimation a) de la montmorillonite, b) de l'illite, c) de la kaolinite, d) du quartz.

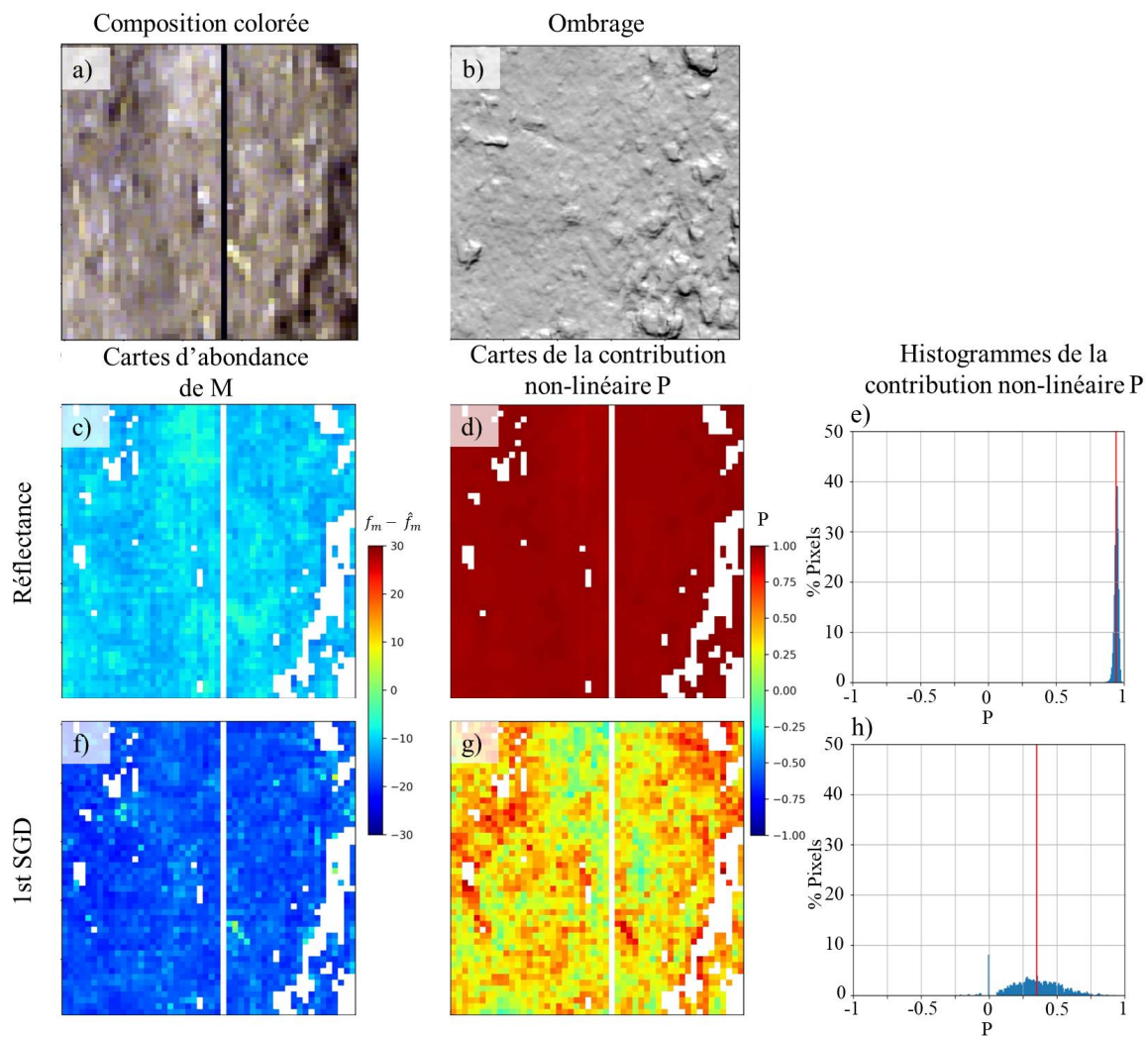


FIGURE IV.24 – Image de la zone échantillonnée Mareau-sub3, a) composition colorée en couleur RVB, b) ombrages issus du DEM et c) à h) Démélange avec l’algorithme MLM avec la bibliothèque USGS c)et f) différence entre la valeur estimée et la valeur d’abondance de montmorillonite à partir de la réflectance et avec 1st SGD ; d) et g) valeurs de P pour le démélange à partir de la réflectance et avec 1st SGD, e) et h) histogramme des valeurs de P pour le démélange avec les réflectances et avec 1st SGD.

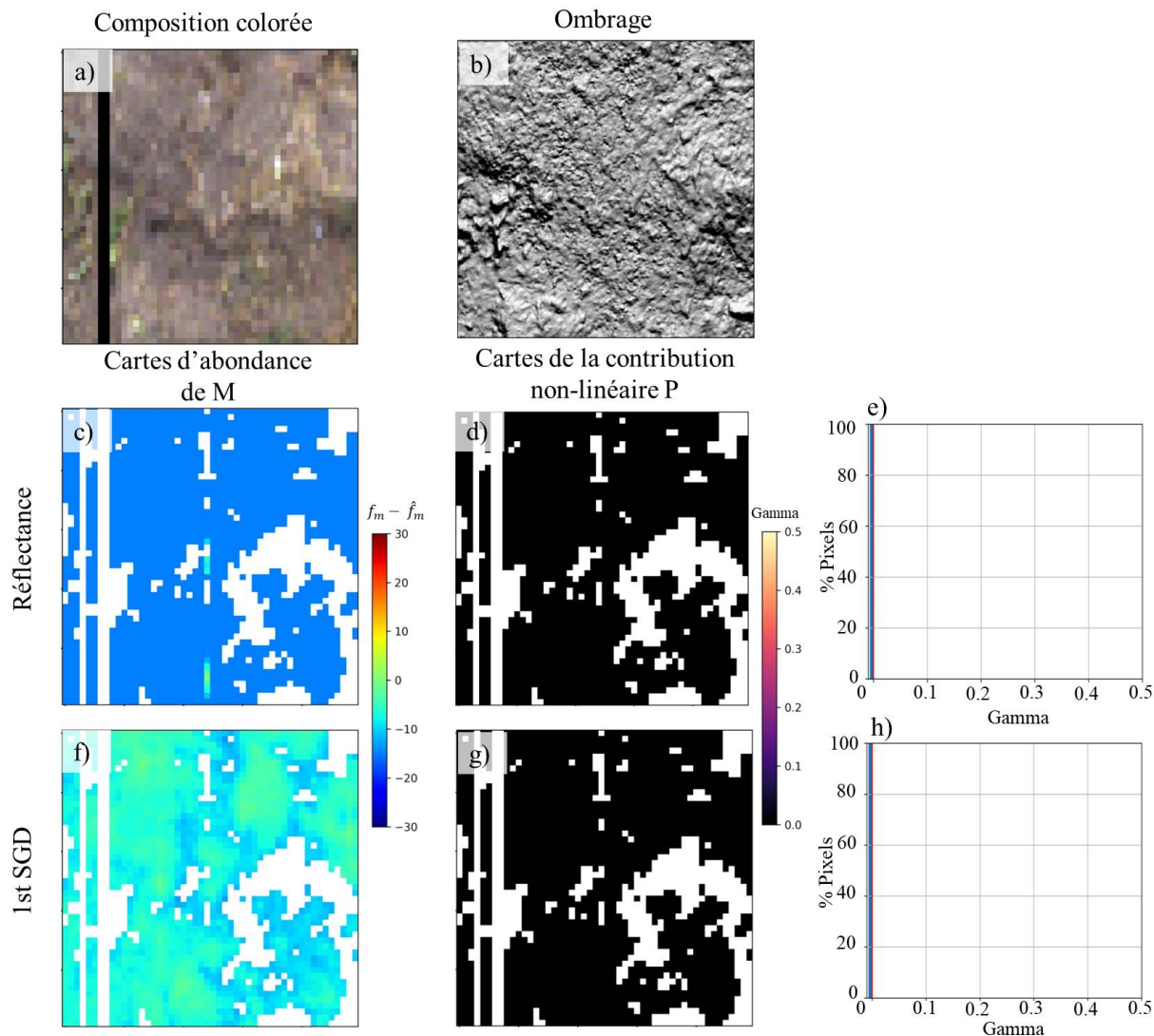


FIGURE IV.25 – Image de la zone échantillonnée Gémigny-sub14, a) composition colorée en couleur RVB, b) ombrages issus du DEM et c) à h) Démélange avec l’algorithme GBM avec la bibliothèque USGS c)et f) différence entre la valeur estimée et la valeur d’abondance de montmorillonite à partir de la réflectance et avec 1st SGD; d) et g) valeurs de P pour le démélange à partir de la réflectance et avec 1st SGD, e) et h) histogramme des valeurs de P pour le démélange avec les réflectances et avec 1st SGD.

Bibliographie

- ADAR, S., SHKOLNISKY, Y. et BEN-DOR, E. : Change detection of soils under small-scale laboratory conditions using imaging spectroscopy sensors. *Geoderma*, 216:19–29, mars 2014. ISSN 0016-7061. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016706113003704>.
- ADELINE, K. R. M., CHEN, M., BRIOTTET, X., PANG, S. K. et PAPARODITIS, N. : Shadow detection in very high spatial resolution aerial images : A comparative study. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 80:21–38, juin 2013. ISSN 0924-2716. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924271613000415>.
- ADELINE, K. R. M., GOMEZ, C., GORRETTA, N. et ROGER, J. M. : Predictive ability of soil properties to spectral degradation from laboratory Vis-NIR spectroscopy data. *Geoderma*, 288:143–153, février 2017. ISSN 0016-7061. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016706116307637>.
- AHLVIN, R. B. et HALEY, P. W. : NATO reference mobility model : Edition II. NRMM user's guide. Rapport technique, US Army Engineer Waterways Experiment Station, 1992.
- AL-MUKHTAR, M., LASLEDJ, A. et ALCOVER, J.-F. : Behaviour and mineralogy changes in lime-treated expansive soil at 20 degreesC. *Applied Clay Science*, 50(2):191–198, octobre 2010. ISSN 0169-1317. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169131710002401>.
- ALTMANN, Y., DOBIGEON, N. et TOURNERET, J.-Y. : Bilinear models for nonlinear unmixing of hyperspectral images. In *2011 3rd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, pages 1–4, Lisbon, Portugal, juin 2011. IEEE. ISBN 978-1-4577-2201-1 978-1-4577-2202-8 978-1-4577-2200-4. URL <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6080928>.
- ASADZADEH, S. et de SOUZA FILHO, C. R. : A review on spectral processing methods for geological remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 47:69–90, mai 2016. ISSN 0303-2434. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243415300696>.
- BABLET, A., VU, P., JACQUEMOUD, S., VIALLEFONT-ROBINET, F., FABRE, S., BRIOTTET, X., SADEGHI, M., WHITING, M., BARET, F. et TIAN, J. : MARMIT : A multilayer radiative transfer model of soil reflectance to estimate surface soil moisture content in the solar domain (400–2500 nm). *Remote Sensing of Environment*, 217:1–17, novembre 2018. ISSN 00344257. URL <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425718303651>.
- BEAUDOU, A. G. et POSS, R. : *Référentiel pédologique 2008*. Savoir Faire. Quae, 2009. ISBN 978-2-7592-0185-3. URL <http://www.documentation.ird.fr/hor/fdi:010063397>.

- BEDINI, E., MEER, F. v. d. et RUITENBEEK, F. v. : Use of HyMap imaging spectrometer data to map mineralogy in the Rodalquilar caldera, southeast Spain. *International Journal of Remote Sensing*, 30(2):327–348, janvier 2009. ISSN 0143-1161. URL <http://dx.doi.org/10.1080/01431160802282854>.
- BEN-DOR, E. : Characterization of Soil Properties Using Reflectance Spectroscopy. *In Hyperspectral Remote Sensing of Vegetation*, pages 513–558. CRC Press, octobre 2011. ISBN 978-1-4398-4537-0 978-1-4398-4538-7. URL <http://www.crcnetbase.com/doi/10.1201/b11222-31>.
- BEN-DOR, E., CHABRILLAT, S., DEMATTÈ, J. A. M., TAYLOR, G. R., HILL, J., WHITING, M. L. et SOMMER, S. : Using Imaging Spectroscopy to study soil properties. *Remote Sensing of Environment*, 113, Supplement 1:S38–S55, septembre 2009. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425709000753>.
- BERGAYA, F. et LAGALY, G. : Chapter 1 General Introduction : Clays, Clay Minerals, and Clay Science. *In Developments in Clay Science*, volume 1, pages 1–18. Elsevier, 2006. ISBN 978-0-08-044183-2. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1572435205010019>.
- BERMAN, M., BISCHOF, L., LAGERSTROM, R., GUO, Y., HUNTINGTON, J. et MASON, P. : An Unmixing Algorithm Based on a Large Library of Shortwave Infrared Spectra. 2011. URL <http://researchdirect.westernsydney.edu.au/islandora/object/uws%3A35333/>.
- BHATTACHARYA, S., MAJUMDAR, T. J., RAJAWAT, A. S., PANIGRAHI, M. K. et DAS, P. R. : Utilization of Hyperion data over Dongargarh, India, for mapping altered/weathered and clay minerals along with field spectral measurements. *International Journal of Remote Sensing*, 33(17):5438–5450, septembre 2012. ISSN 0143-1161, 1366-5901. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431161.2012.661094>.
- BIUCAS-DIAS, J. M. et FIGUEIREDO, M. A. T. : Alternating Direction Algorithms for Constrained Sparse Regression : Application to Hyperspectral Unmixing. *arXiv :1002.4527 [math]*, février 2010. URL <http://arxiv.org/abs/1002.4527>. arXiv : 1002.4527.
- BIUCAS-DIAS, J. M., PLAZA, A., DOBIGEON, N., PARENTE, M., DU, Q., GADER, P. et CHANUS-SOT, J. : Hyperspectral Unmixing Overview : Geometrical, Statistical, and Sparse Regression-Based Approaches. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5(2):354–379, avril 2012. ISSN 1939-1404, 2151-1535. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/6200362/>.
- BIUCAS-DIAS, J. : A Variable Splitting Augmented Lagrangian Approach to Linear Spectral Unmixing. *2009 First Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing*, pages 1–4, août 2009. URL <http://arxiv.org/abs/0904.4635>. arXiv : 0904.4635.
- BISHOP, J. L., GATES, W. P., MAKAREWICZ, H. D., MCKEOWN, N. K. et HIROI, T. : Reflectance spectroscopy of beidellites and their importance for Mars. *Clays and Clay Minerals*, 59(4):378–399, août 2011. ISSN 0009-8604, 1552-8367. URL <http://ccm.geoscienceworld.org/content/59/4/378>.
- BOARDMAN, J. W. : 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, 1998*, volume 97, pages 55–56. NASA Jet Propulsion Laboratory, 1998.

- BOUCHUT, J. et GIOT, D. : Cartographie de l'aléa retrait-gonflement des argiles dans le département du Loiret. Rapport technique RP-53316-FR, BRGM, 2004. URL <http://infoterre.brgm.fr/rapports/RP-53316-FR.pdf>.
- BOURGUIGNON, A., DELPONT, G., CHEVREL, S. et CHABRILLAT, S. : Detection and mapping of shrink–swell clays in SW France, using ASTER imagery. *Geological Society, London, Special Publications*, 283(1):117–124, janvier 2007. ISSN 0305-8719, 2041-4927. URL <http://sp.lyellcollection.org/content/283/1/117>.
- BRIGATTI, M., GALAN, E. et THENG, B. : Chapter 2 Structures and Mineralogy of Clay Minerals. *In Developments in Clay Science*, volume 1, pages 19–86. Elsevier, 2006. ISBN 978-0-08-044183-2. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1572435205010020>.
- BRIGOT, G., COLIN-KOENIGUER, E., PLYER, A. et JANEZ, F. : Adaptation and Evaluation of an Optical Flow Method Applied to Coregistration of Forest Remote Sensing Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(7):2923–2939, juillet 2016. ISSN 1939-1404, 2151-1535. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/7514244/>.
- CARMON, N. et BEN-DOR, E. : An advanced analytical approach for spectral-based modelling of soil properties. 7:90–97, 03 2017.
- CARVALHO, A. O. J. et GUIMARÃES, R. F. : Employment of the Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (MESMA) Method in Mineral Analysis. pages 73–80, Pasadena CA; United States, décembre 2001. JPL Publication. URL http://aviris.jpl.nasa.gov/proceedings/workshops/01_docs/2001Carvalho4_MESMA_web.pdf.
- CASA, R., CASTALDI, F., PASCUCCI, S., PALOMBO, A. et PIGNATTI, S. : A comparison of sensor resolution and calibration strategies for soil texture estimation from hyperspectral remote sensing. *Geoderma*, 197-198:17–26, avril 2013. ISSN 00167061. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0016706112004338>.
- CHABRILLAT, S., GOETZ, A. F. H., KROSLEY, L. et OLSEN, H. W. : Use of hyperspectral images in the identification and mapping of expansive clay soils and the role of spatial resolution. *Remote Sensing of Environment*, 82(2–3):431–445, octobre 2002. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425702000603>.
- CHAN, T., MA, W., AMBIKAPATHI, A. et CHI, C. : A simplex volume maximization framework for hyperspectral endmember extraction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(11): 4177–4193, Nov 2011. ISSN 0196-2892.
- CHASSAGNEUX, D., STIELTJES, L. et MOURoux, P. : Cartographie de l'aléa retrait gonflement des sols (sécheresse/pluie) dans la région de Manosque (Alpes de Haute-Provence). Echelle communale et départementale. Approche méthodologique. Rapport technique RR-38695-FR, BRGM, 1995. URL <http://infoterre.brgm.fr/rapports/RR-38695-FR.pdf>.
- CLARK, R. N. : Spectroscopy of Rocks and Minerals, and Principles of Spectroscopy. *MyScienceWork*, 1999. URL <https://www.mysciencework.com/publication/show/spectroscopy-of-rocks-and-minerals-and-principles-of-spectroscopy>.

- CLARK, R. N. et ROUSH, T. L. : Reflectance spectroscopy : Quantitative analysis techniques for remote sensing applications. *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, 89(B7):6329–6340, juillet 1984. ISSN 2156-2202. URL <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1029/JB089iB07p06329/abstract>.
- CLARK, R. N., SWAYZE, G. A., GALLAGHER, A. J., KING, T. V. et CALVIN, W. M. : The us geological survey, digital spectral library : Version 1 (0.2 to 3.0 um). Rapport technique, Geological Survey (US), 1993.
- CRAIG, M. : Minimum-volume transforms for remotely sensed data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(3):542–552, mai 1994. ISSN 01962892. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/297973/>.
- CRAMER, W., HOLTEN, J. I., KACZMAREK, Z., MARTENS, P., SZOLGAY, J., ARNELL, N. W., BALINT, G., BENISTON, M., BERZ, G., BINDI, M., CARTER, T. R., DLUGOLECKI, A. F., DOCKERTY, T., GOTTFRIED, M., GRABHERR, G., GUISAN, A., HULME, M., IMESON, P., JENIK, J., LAVOREL, S., LIVERMORE, M., LOWE, J., RICA, J. P. M., MOLAU, U., NEMESOVA, I., PALUTIKOF, J. P., PAULI, H., PERRY, A. H., RYSZKOWSKI, L., SHCHUKA, S. A., SHVIDENKO, A. Z., TAPSELL, S., de SEIXAS, M. J. et KELLOMÄKI, S. : Ipcc report, working group ii : Impacts, adaptation and vulnerability. page 52, 2009.
- CRILLY, M. S. et DRISCOLL, R. M. C. : The behaviour of lightly loaded piles in swelling ground and implications for their design. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Geotechnical Engineering*, 143(1):3–16, 2000.
- CRÓSTA, A. P., SABINE, C. et TARANIK, J. V. : Hydrothermal alteration mapping at bodie, california, using aviris hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 65(3):309 – 319, 1998. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425798000406>.
- DEBBA, P., CARRANZA, E. J. M., Van der MEER, F. D. et STEIN, A. : Abundance Estimation of Spectrally Similar Minerals by Using Derivative Spectra in Simulated Annealing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(12):3649–3658, décembre 2006. ISSN 0196-2892. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/4014313/>.
- DEFERNE, J. et ENGEL, N., éditeurs. *Au coeur des minéraux*. 2016.
- DEFFONTAINES, B., KAVEH, F., FRUNEAU, B., ARNAUD, A. et DURO, J. : Monitoring swelling soils in eastern paris (france) through dinsar and psi interferometry : A synthesis. pages 195–202, 01 2015.
- DEMOLON, A. et Leroux, D. : *Guide pour l'étude expérimentale du sol*. Gauthier-Villars, 1952. URL <https://books.google.fr/books?id=mNXltIQGb4C>.
- der MEER, F. V., van der WERFF, H. et van RUITENBEEK, F. : Potential of esa's sentinel-2 for geological applications. *Remote Sensing of Environment*, 148:124 – 133, 2014. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425714001084>.
- DETTWILLER, I., VAHEDIFARD, F., RAIS-ROHANI, M., MASON, G. L. et PRIDDY, J. D. : Improving accuracy of vehicle-terrain interface algorithms for wheeled vehicles on fine-grained soils through bayesian calibration. *Journal of Terramechanics*, 77:59 – 68, 2018. ISSN 0022-4898. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022489817300976>.

- DIERKE, C. et WERBAN, U. : Relationships between gamma-ray data and soil properties at an agricultural test site. *Geoderma*, 199:90–98, mai 2013. ISSN 00167061. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0016706112003709>.
- DOBIGEON, N., ALTMANN, Y., BRUN, N. et MOUSSAOUI, S. : Linear and nonlinear unmixing in hyperspectral imaging. *Resolving spectral mixtures-With application from ultrafast spectroscopy to super-resolution imaging*, page 45, 2016. URL http://dobigeon.perso.enseeiht.fr/papers/Dobigeon_ELSEVIER_2016.pdf.
- DUFRECHOU, G., GRANDJEAN, G. et BOURGUIGNON, A. : Geometrical analysis of laboratory soil spectra in the short-wave infrared domain : Clay composition and estimation of the swelling potential. *Geoderma*, 243–244:92–107, avril 2015. ISSN 0016-7061. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016706114004509>.
- DUFRECHOU, G., HOHMANN, A., BOURGUIGNON, A. et GRANDJEAN, G. : Targeting and mapping expansive soils (Loiret, France) : geometrical analysis of laboratory soil spectra in the short-wave infrared domain (1100–2500 nm). *Bulletin de la Société Géologique de France*, 187(3):169–181, mai 2016. ISSN 0037-9409. URL <http://bsgf.geoscienceworld.org/content/187/3/169>.
- ERUDEL, T., FABRE, S., HOUET, T., MAZIER, F. et BRIOTTET, X. : Criteria Comparison for Classifying Peatland Vegetation Types Using In Situ Hyperspectral Measurements. *Remote Sensing*, 9(748):pages 1–62, juillet 2017. URL <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01570181>.
- ESQUERRE, C., GOWEN, A. A., BURGER, J., DOWNEY, G. et O'DONNELL, C. P. : Suppressing sample morphology effects in near infrared spectral imaging using chemometric data pre-treatments. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 117:129–137, août 2012. ISSN 0169-7439. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169743912000408>.
- FENG, J., ROGGE, D. et RIVARD, B. : Comparison of lithological mapping results from airborne hyperspectral VNIR-SWIR, LWIR and combined data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, mars 2017. ISSN 03032434. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0303243417300661>.
- GARFAGNOLI, F., CIAMPALINI, A., MORETTI, S., CHIARANTINI, L. et VETTORI, S. : Quantitative mapping of clay minerals using airborne imaging spectroscopy : new data on Mugello (Italy) from SIM-GA prototypal sensor. *European Journal of Remote Sensing*, pages 1–17, février 2013. ISSN 22797254. URL <http://www.aitjournal.com/articleView.aspx?ID=583>.
- GARRIGUES, S., ALLARD, D., BARET, F. et WEISS, M. : Quantifying spatial heterogeneity at the landscape scale using variogram models. *Remote Sensing of Environment*, 103(1):81–96, juillet 2006. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425706001210>.
- GOBAT, J.-M., ARAGNO, M. et MATTHEY, W. : *Le sol vivant : bases de pédologie, biologie des sols*. PPUR Presses polytechniques, 2010. ISBN 978-2-88074-718-3. Google-Books-ID : zctE3re2NIoC.
- GOETZ, A. F. H., CHABRILLAT, S. et LU, Z. : Field reflectance spectrometry for detection of swelling clays at construction sites. *Field Analytical Chemistry & Technology*, 5(3):143–155, juillet 2001. ISSN 1520-6521. URL <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/fact.1015/abstract>.

- GOMEZ, C., OLTRA-CARRIÓ, R., BACHA, S., LAGACHERIE, P. et BRIOTTET, X. : Evaluating the sensitivity of clay content prediction to atmospheric effects and degradation of image spatial resolution using Hyperspectral VNIR/SWIR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 164:1–15, juillet 2015. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425715000784>.
- GRANDJEAN, G. et ANGÉLIAUME, S. : The ECORS system : A mobility decision-making tool based on Earth observation data. *In 2009 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 5, pages V–355–V–358, juillet 2009.
- GREEN, A. A., BERMAN, M., SWITZER, P., MAURICE et CRAIG, D. : A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, pages 65–74, 1988.
- GUERSCHMAN, J. P., HILL, M. J., RENZULLO, L. J., BARRETT, D. J., MARKS, A. S. et BOTHA, E. J. : Estimating fractional cover of photosynthetic vegetation, non-photosynthetic vegetation and bare soil in the Australian tropical savanna region upscaling the EO-1 Hyperion and MODIS sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5):928–945, mai 2009. ISSN 00344257. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425709000121>.
- HAEST, M., CUDAHY, T., LAUKAMP, C. et GREGORY, S. : Quantitative Mineralogy from Infrared Spectroscopic Data. I. Validation of Mineral Abundance and Composition Scripts at the Rocklea Channel Iron Deposit in Western Australia. *Economic Geology*, 107(2):209–228, mars 2012. ISSN 0361-0128, 1554-0774. URL <http://econgeol.geoscienceworld.org/content/107/2/209>.
- HAEST, M., CUDAHY, T., RODGER, A., LAUKAMP, C., MARTENS, E. et CACCETTA, M. : Unmixing the effects of vegetation in airborne hyperspectral mineral maps over the Rocklea Dome iron-rich palaeochannel system (Western Australia). *Remote Sensing of Environment*, 129:17–31, février 2013. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425712003938>.
- HALIMI, A., ALTMANN, Y., DOBIGEON, N. et TOURNERET, J.-Y. : Nonlinear Unmixing of Hyperspectral Images Using a Generalized Bilinear Model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(11):4153–4162, novembre 2011. ISSN 0196-2892, 1558-0644. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/5702384/>.
- HAPKE, B. : Bidirectional reflectance spectroscopy : 1. Theory. *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, 86(B4):3039–3054, avril 1981. ISSN 2156-2202. URL <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1029/JB086iB04p03039/abstract>.
- HARRIS, C. et STEPHENS, M. : A Combined Corner and Edge Detector. *In Proceedings of the Alvey Vision Conference 1988*, pages 23.1–23.6, Manchester, 1988. Alvey Vision Club. URL <http://www.bmva.org/bmvc/1988/avc-88-023.html>.
- HEDLEY, J. D., MUMBY, P. J., JOYCE, K. E. et PHINN, S. R. : Spectral unmixing of coral reef benthos under ideal conditions. *Coral Reefs*, 23(1):60–73, avril 2004. ISSN 0722-4028, 1432-0975. URL <http://link.springer.com/10.1007/s00338-003-0354-x>.
- HEINZ, D. C. et CHANG, C.-I. : Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE*

- transactions on*, 39(3):529–545, 2001. URL http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=911111.
- HESS, D. et TASA, D. : *McKnight's Physical Geography : A Landscape Appreciation*. Pearson Prentice Hall, 2013. ISBN 9780321820433. URL <https://books.google.fr/books?id=K3X6MAEACAAJ>.
- HEYLEN, R. et GADER, P. : Nonlinear Spectral Unmixing With a Linear Mixture of Intimate Mixtures Model. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(7):1195–1199, juillet 2014. ISSN 1545-598X.
- HEYLEN, R. et SCHEUNDERS, P. : A Multilinear Mixing Model for Nonlinear Spectral Unmixing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(1):240–251, janvier 2016. ISSN 0196-2892.
- HEYLEN, R., PARENTE, M. et GADER, P. : A Review of Nonlinear Hyperspectral Unmixing Methods. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(6):1844–1868, juin 2014. ISSN 1939-1404, 2151-1535. URL <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6816071>.
- HIROI, T. et PIETERS, C. M. : Estimation of grain sizes and mixing ratios of fine powder mixtures of common geologic minerals. *Journal of Geophysical Research : Planets*, 99(E5):10867–10879, 1994. URL <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/94JE00841>.
- HOHELLA, M. F., MOORE, J. N., GOLLA, U. et PUTNIS, A. : A TEM study of samples from acid mine drainage systems : metal-mineral association with implications for transport. *Geochimica et Cosmochimica Acta*, 63(19-20):3395–3406, octobre 1999. ISSN 00167037. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0016703799002604>.
- HOHMANN, A., BOURGUIGNON, A. et GRANDJEAN, G. : Cartographie des argiles gonflantes en milieux tempérés à partir de données hyperspectrales aéroportées couplées à des données in situ et laboratoire. *In 3ème colloque scientifique du groupe hyperspectral de la SFPT*, 2014.
- HOHMANN, A., GRANDJEAN, G., MARDHEL, V., SCHAEFER, G. et DESRAMAUT, N. : A GIS-based Vehicle Mobility Estimator for Operational Contexts. *Transactions in GIS*, 17(1):78–95, février 2013. ISSN 1467-9671. URL <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1467-9671.2012.01351.x/abstract>.
- HUNT, G. R. : Spectral signatures of particulate minerals in the visible and near infrared. *Geophysics*, 42(3):501–513, avril 1977. ISSN 0016-8033. URL <https://pubs.geoscienceworld.org/geophysics/article-abstract/42/3/501/68034/spectral-signatures-of-particulate-minerals-in-the>.
- IORDACHE, M.-D., PLAZA, A. et BIOUCAS-DIAS, J. : On the use of spectral libraries to perform sparse unmixing of hyperspectral data. pages 1–4. IEEE, juin 2010. ISBN 978-1-4244-8906-0. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/5594888/>.
- JACKISCH, R., LORENZ, S., ZIMMERMANN, R., MÖCKEL, R. et GLOAGUEN, R. : Drone-borne hyperspectral monitoring of acid mine drainage : An example from the sokolov lignite district. *Remote Sensing*, 10(3), 2018. ISSN 2072-4292. URL <http://www.mdpi.com/2072-4292/10/3/385>.
- JACKSON, M. L. : *Soil Chemical Analysis : Advanced Course*. UW-Madison Libraries Parallel Press, 2005. ISBN 978-1-893311-47-3. Google-Books-ID : VcEOK9QckVEC.

- JONES, R. A., PRIDDY, J. D., HORNER, D. A., PETERS, J. F., E., H. S., BALLARD, J. R. J., GATES, B. Q. et CUMMINS, C. L. : *Virtual Autonomous Navigation Environment (VANE)*. 2008. URL <https://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/40988%28323%29114>.
- KAHLE, M., KLEBER, M. et JAHN, R. : Review of XRD-based quantitative analyses of clay minerals in soils : the suitability of mineral intensity factors. *Geoderma*, 109(3-4):191–205, octobre 2002. ISSN 00167061. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0016706102001751>.
- KANDLER, K., BENKER, N., BUNDKE, U., CUEVAS, E., EBERT, M., KNIPPERTZ, P., RODRÍGUEZ, S., SCHÜTZ, L. et WEINBRUCH, S. : Chemical composition and complex refractive index of Saharan Mineral Dust at Izaña, Tenerife (Spain) derived by electron microscopy. *Atmospheric Environment*, 41(37):8058–8074, décembre 2007. ISSN 13522310. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1352231007006061>.
- KARIUKI, P. C., Van der MEER, F. et SIDERIUS, W. : Classification of soils based on engineering indices and spectral data. *International Journal of Remote Sensing*, 24(12):2567–2574, janvier 2003. ISSN 0143-1161, 1366-5901. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/0143116031000075927>.
- KARIUKI, P. C., WOLDAI, T. et MEER, F. V. D. : Effectiveness of spectroscopy in identification of swelling indicator clay minerals. *International Journal of Remote Sensing*, 25(2):455–469, janvier 2004. ISSN 0143-1161. URL <http://dx.doi.org/10.1080/0143116031000084314>.
- KARPOUZLI, E. et MALTHUS, T. : The empirical line method for the atmospheric correction of IKONOS imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(5):1143–1150, janvier 2003. ISSN 0143-1161, 1366-5901. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/0143116021000026779>.
- KOKALY, R. F., CLARK, R. N., SWAYZE, G. A., LIVO, K. E., HOEFEN, T. M., PEARSON, N. C., WISE, R. A., BENZEL, W. M., LOWERS, H. A., DRISCOLL, R. L. et KLEIN, A. J. : USGS Spectral Library Version 7. USGS Numbered Series 1035, U.S. Geological Survey, Reston, VA, 2017. URL <http://pubs.er.usgs.gov/publication/ds1035>. IP-075936.
- KOURDIAN, R. : *Analyse de la traficabilité en zone tropicale par imagerie spatiale optique et radar : application au Tchad méridional*. Thèse de doctorat, 2011.
- KRUSE, F. A., LEFKOFF, A. B., BOARDMAN, J. W., HEIDEBRECHT, K. B., SHAPIRO, A. T., BARLOON, P. J. et GOETZ, A. F. H. : The spectral image processing system (SIPS)—interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment*, 44(2–3):145–163, mai 1993. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/003442579390013N>.
- KRUSE, F., BOARDMAN, J. et HUNTINGTON, J. : Comparison of airborne hyperspectral data and eo-1 hyperion for mineral mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(6):1388–1400, juin 2003. ISSN 0196-2892. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/1220247/>.
- KRUSE, F. A., BOARDMAN, J. W. et LEFKOFF, A. B. : Extraction of compositional information for trafficability mapping from hyperspectral data. In *PROCEEDINGS-SPIE THE INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICAL ENGINEERING*, pages 262–273. International Society for Optical Engineering ; 1999, 2000.

- LAGACHERIE, P., BARET, F., FERET, J.-B., MADEIRA NETTO, J. et ROBBEZ-MASSON, J. M. : Estimation of soil clay and calcium carbonate using laboratory, field and airborne hyperspectral measurements. *Remote Sensing of Environment*, 112(3):825–835, mars 2008. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S003442570700291X>.
- LAROCHE, B., DEPARIS, J., MESSNER, F., WETTERLIND, J., MOULIN, J. et FROGER, D. : une mini-revue et des premiers exemples en régions Centre et Limousin. *Etude et Gestion des Sols*, page 14, 2013.
- LEE, K. et SHIN, I. : User mobility model based computation offloading decision for mobile cloud. *JCSE*, 9(3), 2015. URL <https://doi.org/10.5626/JCSE.2015.9.3.155>.
- LESAIGNOUX, A., FABRE, S., BRIOTTET, X., OLIOSO, A., BELIN, E. et CEDEX, T. : Influence of surface soil moisture on spectral reflectance of bare soil in the 0.4-15 μ m domain. *In Proceedings of the 6th EARSeL SIG IS Workshop*, page 6, 2009. URL http://www.academia.edu/download/43772616/3024_20Lesaignoux.pdf.
- LI, J., ZOU, J., BAYETTO, P. et BARKER, N. : Shrink-swell index database for Melbourne. 51(3):17, 2016.
- LI, S. et LI, L. : Radiative transfer modeling for quantifying lunar surface minerals, particle size, and submicroscopic metallic Fe. *Journal of Geophysical Research*, 116(E9), septembre 2011. ISSN 0148-0227. URL <http://doi.wiley.com/10.1029/2011JE003837>.
- LI, S. et MILLIKEN, R. E. : Estimating the modal mineralogy of eucrite and diogenite meteorites using visible-near infrared reflectance spectroscopy. *Meteoritics & Planetary Science*, 50(11):1821–1850, novembre 2015. ISSN 10869379. URL <http://doi.wiley.com/10.1111/maps.12513>.
- MA, W.-K., BIOCAS-DIAS, J. M., CHAN, T.-H., GILLIS, N., GADER, P., PLAZA, A. J., AMBIKAPATHI, A. et CHI, C.-Y. : A Signal Processing Perspective on Hyperspectral Unmixing : Insights from Remote Sensing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 31(1):67–81, janvier 2014. ISSN 1053-5888. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/6678258/>.
- MADEJOVÁ, J., L'uboš JANKOVIČ, PENTRÁK, M. et KOMADEL, P. : Benefits of near-infrared spectroscopy for characterization of selected organo-montmorillonites. *Vibrational Spectroscopy*, 57(1):8 – 14, 2011. ISSN 0924-2031. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924203111000476>.
- MATHIEU, M., ROY, R., LAUNEAU, P., CATHELINÉAU, M. et QUIRT, D. : Alteration mapping on drill cores using a HySpex SWIR-320m hyperspectral camera : Application to the exploration of an unconformity-related uranium deposit (Saskatchewan, Canada). *Journal of Geochemical Exploration*, 172:71–88, janvier 2017. ISSN 03756742. URL <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0375674216302278>.
- MAUBEC, N., DENELEE, D. et OUVARD, G. : Influence of the clay type on the strength evolution of lime treated material. *Applied Clay Science*, 137:107–114, mars 2017. ISSN 01691317. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169131716305336>.
- MEGANEM, I., DELIOT, P., BRIOTTET, X., DEVILLE, Y. et HOSSEINI, S. : Linear–quadratic mixing model for reflectances in urban environments. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(1):544–558, 2014. URL <http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6479291/>.

- MIAO, L. et QI, H. : Endmember Extraction From Highly Mixed Data Using Minimum Volume Constrained Nonnegative Matrix Factorization. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(3):765–777, mars 2007. ISSN 0196-2892. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/4106058/>.
- MOREL, R. : *Les sols cultivés*. Tec & Doc-Lavoisier, 1996. ISBN 9782743001490. URL <https://books.google.fr/books?id=0J6tAAAACAAJ>.
- MULDER, V. L., PLÖTZE, M., de BRUIN, S., SCHAEPMAN, M. E., MAVRIS, C., KOKALY, R. F. et EGLI, M. : Quantifying mineral abundances of complex mixtures by coupling spectral deconvolution of SWIR spectra (2.1–2.4 μm) and regression tree analysis. *Geoderma*, 207–208:279–290, octobre 2013. ISSN 0016-7061. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016706113001651>.
- MURPHY, R. J., SCHNEIDER, S. et MONTEIRO, S. T. : Mapping Layers of Clay in a Vertical Geological Surface Using Hyperspectral Imagery : Variability in Parameters of SWIR Absorption Features under Different Conditions of Illumination. *Remote Sensing*, 6(9):9104–9129, septembre 2014. URL <http://www.mdpi.com/2072-4292/6/9/9104>.
- MUSTARD, J. F. et PIETERS, C. M. : Photometric phase functions of common geologic minerals and applications to quantitative analysis of mineral mixture reflectance spectra. *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, 94(B10):13619–13634, octobre 1989. ISSN 2156-2202. URL <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1029/JB094iB10p13619/abstract>.
- MUSTARD, J. F. et PIETERS, C. M. : Quantitative abundance estimates from bidirectional reflectance measurements. *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, 92(B4):E617–E626, mars 1987. ISSN 01480227. URL <http://doi.wiley.com/10.1029/JB092iB04p0E617>.
- NAGAO, M., MATSUYAMA, T. et IKEDA, Y. : Region extraction and shape analysis in aerial photographs. *Computer Graphics and Image Processing*, 10(3):195–223, juillet 1979. ISSN 0146-664X. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0146664X79900017>.
- NASCIMENTO, J. M. et DIAS, J. M. : Vertex component analysis : A fast algorithm to unmix hyperspectral data. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(4):898–910, 2005.
- NELSON, J. et MILLER, D. : *Expansive Soils : Problems and Practice in Foundation and Pavement Engineering*. Professional Series. Wiley, 1992. ISBN 9780471181149. URL <https://books.google.fr/books?id=ISvJ33HHxDEC>.
- NICKEL, H. S. E. : *Strunz Mineralogical Tables. Ninth Edition*. Schweizerbart Science Publishers, Stuttgart, Germany, 12 2001. ISBN 9783510651887. URL http://www.schweizerbart.de/publications/detail/isbn/9783510651887/Strunz_Hugo__Nickel_Ernest_H_Strunz.
- OUERGHEMMI, W., GOMEZ, C., NACEUR, S. et LAGACHERIE, P. : Applying blind source separation on hyperspectral data for clay content estimation over partially vegetated surfaces. *Geoderma*, 163 (3–4):227–237, juillet 2011. ISSN 0016-7061. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016706111001078>.
- PENG, X., SHI, T., SONG, A., CHEN, Y. et GAO, W. : Estimating Soil Organic Carbon Using Vis/NIR Spectroscopy with SVMR and SPA Methods. *Remote Sensing*, 6(4):2699–2717, mars 2014. ISSN 2072-4292. URL <http://www.mdpi.com/2072-4292/6/4/2699/>.

- PIRRIE, D., BUTCHER, A. R., POWER, M. R., GOTTLIEB, P. et MILLER, G. L. : Rapid quantitative mineral and phase analysis using automated scanning electron microscopy (QemSCAN); potential applications in forensic geoscience. *Geological Society, London, Special Publications*, 232(1):123–136, 2004. ISSN 0305-8719, 2041-4927. URL <http://sp.lyellcollection.org/lookup/doi/10.1144/GSL.SP.2004.232.01.12>.
- PLAZA, A., MARTINEZ, P., PEREZ, R. et PLAZA, J. : A Quantitative and Comparative Analysis of Endmember Extraction Algorithms From Hyperspectral Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(3):650–663, mars 2004. ISSN 0196-2892. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/1273597/>.
- PLYER, A., COLIN-KOENIGUER, E. et WEISSGERBER, F. : A New Coregistration Algorithm for Recent Applications on Urban SAR Images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(11):2198–2202, novembre 2015. ISSN 1545-598X, 1558-0571. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/7202849/>.
- POMEROL, C., RENARD, M. et LAGABRIELLE, Y. : *Eléments de géologie*. Dunod, 2005. ISBN 978-2-10-048658-8. Google-Books-ID : BhjKHAAACAAJ.
- POMPILIO, L., PEDRAZZI, G., SGAVETTI, M., CLOUTIS, E. A., CRAIG, M. A. et ROUSH, T. L. : Exponential Gaussian approach for spectral modeling : The EGO algorithm I. Band saturation. *Icarus*, 201(2):781–794, juin 2009. ISSN 0019-1035. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0019103509000438>.
- PONTUAL, S., MERRY, N. et GAMSON, P. : G-Mex Vol 1 : Spectral Interpretation Field Manual : AusSpec International Pty Ltd. 1997.
- POULET, F., CUZZI, J. N., CRUIKSHANK, D. P., ROUSH, T. et DALLE ORE, C. M. : Comparison between the Shkuratov and Hapke Scattering Theories for Solid Planetary Surfaces : Application to the Surface Composition of Two Centaurs. *Icarus*, 160(2):313–324, décembre 2002. ISSN 0019-1035. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0019103502969708>.
- RE, S. : *The hidden risks of climate change : An increase in property damage from soil subsidence in Europe*. Zurich, 2011.
- REVEL, C., DEVILLE, Y., ACHARD, V. et BRIOTTET, X. : Inertia-Constrained Pixel-by-Pixel Nonnegative Matrix Factorisation : a Hyperspectral Unmixing Method Dealing with Intra-class Variability. *ArXiv e-prints*, 1702:arXiv :1702.07630, février 2017. URL <http://adsabs.harvard.edu/abs/2017arXiv170207630R>.
- RINNAN, A., BERG, F. v. d. et ENGELSEN, S. B. : Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 28(10):1201–1222, novembre 2009. ISSN 0165-9936. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165993609001629>.
- RIVARD, B., FENG, J., GALLIE, A. et SANCHEZ-AZOFEIFA, A. : Continuous wavelets for the improved use of spectral libraries and hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 112(6):2850–2862, juin 2008. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425708000588>.

- ROBERT JACKISCH, SANDRA LORENZ, ROBERT ZIMMERMANN, ROBERT MÖCKEL et RICHARD GLOAGUEN : Drone-Borne Hyperspectral Monitoring of Acid Mine Drainage : An Example from the Sokolov Lignite District. *Remote Sensing*, 10(3):385, mars 2018. ISSN 2072-4292. URL <http://www.mdpi.com/2072-4292/10/3/385>.
- ROBERTS, D. A., GARDNER, M., CHURCH, R., USTIN, S., SCHEER, G. et GREEN, R. O. : Mapping chaparral in the Santa Monica Mountains using multiple endmember spectral mixture models. *Remote Sensing of Environment*, 65(3):267–279, 1998. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425798000376>.
- ROBERTSON, K. M., MILLIKEN, R. E. et LI, S. : Estimating mineral abundances of clay and gypsum mixtures using radiative transfer models applied to visible-near infrared reflectance spectra. *Icarus*, 277:171–186, octobre 2016. ISSN 0019-1035. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0019103516301178>.
- ROBINSON, J. et KINGHAN, P. : Using drone based hyperspectral analysis to characterize the geochemistry of soil and water. *Journal of Geological Resource and Engineering*, 6:143–150, 2018.
- RODGER, A. et CUDAHY, T. : Vegetation corrected continuum depths at 2.20 μm : An approach for hyperspectral sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(10):2243–2257, octobre 2009. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425709001874>.
- ROGGE, D., RIVARD, B., ZHANG, J., SANCHEZ, A., HARRIS, J. et FENG, J. : Integration of spatial-spectral information for the improved extraction of endmembers. *Remote Sensing of Environment*, 110(3):287–303, octobre 2007. ISSN 00344257. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425707000934>.
- RUPNIK, E., DAAKIR, M. et DESEILLIGNY, M. P. : Micmac—a free, open-source solution for photogrammetry. *Open Geospatial Data, Software and Standards*, 2(1):14, 2017.
- SAVITZKY, A. et GOLAY, M. J. E. : Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical Chemistry*, 36:1627–1639, 1964. URL <http://adsabs.harvard.edu/abs/1964AnaCh..36.1627S>.
- SHKURATOV, Y., STARUKHINA, L., HOFFMANN, H. et ARNOLD, G. : A Model of Spectral Albedo of Particulate Surfaces : Implications for Optical Properties of the Moon. *Icarus*, 137(2):235–246, février 1999. ISSN 0019-1035. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0019103598960353>.
- SINGH, V. et AGRAWAL, H. : Qualitative soil mineral analysis by EDXRF, XRD and AAS probes. *Radiation Physics and Chemistry*, 81(12):1796–1803, décembre 2012. ISSN 0969806X. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0969806X12003477>.
- SLOCUM, K. R., SURDU, J. R., SULLIVAN, J., RUDAK, M., COLVIN, N. et GATES, C. : Trafficability Analysis Engine. *CrossTalk, The Journal of Defense Software Engineering*, pages 28–30, 2003.
- SMITH, G. M. et MILTON, E. J. : The use of the empirical line method to calibrate remotely sensed data to reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 20(13):2653–2662, janvier 1999. ISSN 0143-1161, 1366-5901. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/014311699211994>.

- SMITH, L. C. : Emerging Applications of Interferometric Synthetic Aperture Radar (InSAR) in Geomorphology and Hydrology. *Annals of the Association of American Geographers*, 92(3):385–398, septembre 2002. ISSN 0004-5608, 1467-8306. URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1111/1467-8306.00295>.
- SOMERS, B., COOLS, K., DELALIEUX, S., STUCKENS, J., Van der ZANDE, D., VERSTRAETEN, W. W. et COPPIN, P. : Nonlinear Hyperspectral Mixture Analysis for tree cover estimates in orchards. *Remote Sensing of Environment*, 113(6):1183–1193, juin 2009. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425709000303>.
- THOMAS, P., BAKER, J. et ZELAZNY, L. : An Expansive Soil Index for Predicting Shrink–Swell Potential. *Soil Science Society of America Journal*, 64(1):268, 2000. ISSN 1435-0661. URL <https://www.soils.org/publications/sssaj/abstracts/64/1/268>.
- TISSOUX, H., PROGNON, F., MARTELET, G., TOURLIERE, B., DESPRIÉE, J., LIARD, M. et LACQUEMENT, F. : Interprétation d'un levé de spectrométrie gamma pour la connaissance des dépôts silico-clastiques fluviaux en centre France (Loire et Sologne). *Quaternaire*, pages 87–103, 02 2017.
- TRUCHE, C. : *Caractérisation et quantification des minéraux argileux dans les sols expansifs par spectroscopie infrarouge aux échelles du laboratoire et du terrain*. Thèse, Université Paul Sabatier - Toulouse III, décembre 2010. URL <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00594021/document>.
- TSAI, F. et PHILPOT, W. : Derivative Analysis of Hyperspectral Data. *Remote Sensing of Environment*, 66(1):41–51, octobre 1998. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425798000327>.
- VALLONE, P., GIAMMARINARO, M. S., CROSETTO, M., AGUDO, M. et BIESCAS, E. : Ground motion phenomena in Caltanissetta (Italy) investigated by InSAR and geological data integration. *Engineering Geology*, 98(3):144–155, mai 2008. ISSN 0013-7952. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013795208000422>.
- van der MEER, F. : Indicator kriging applied to absorption band analysis in hyperspectral imagery : A case study from the Rodalquilar epithermal gold mining area, se Spain. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 8(1):61 – 72, 2006. ISSN 0303-2434. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243405000590>.
- Van der MEER, F., KOPAČKOVÁ, V., KOUČKÁ, L., van der WERFF, H. M., van RUITENBEEK, F. J. et BAKKER, W. H. : Wavelength feature mapping as a proxy to mineral chemistry for investigating geologic systems : An example from the Rodalquilar epithermal system. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 64:237–248, février 2018. ISSN 03032434. URL <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0303243417301976>.
- Van der MEER, F. D., van der WERFF, H. M. A., van RUITENBEEK, F. J. A., HECKER, C. A., BAKKER, W. H., NOOMEN, M. F., van der MEIJDE, M., CARRANZA, E. J. M., SMETH, J. B. d. et WOLDAI, T. : Multi- and hyperspectral geologic remote sensing : A review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 14(1):112–128, février 2012. ISSN 0303-2434. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243411001103>.
- VISCARRA ROSSEL, R. A., BEHRENS, T., BEN-DOR, E., BROWN, D. J., DEMATTÊ, J. A. M., SHEPHERD, K. D., SHI, Z., STENBERG, B., STEVENS, A., ADAMCHUK, V., AÏCHI, H., BARTHÈS, B. G.,

- BARTHOLOMEUS, H. M., BAYER, A. D., BERNOUX, M., BÖTTCHER, K., BRODSKÝ, L., DU, C. W., CHAPPELL, A., FOUAD, Y., GENOT, V., GOMEZ, C., GRUNWALD, S., GUBLER, A., GUERRERO, C., HEDLEY, C. B., KNADEL, M., MORRÁS, H. J. M., NOCITA, M., RAMIREZ-LOPEZ, L., ROUDIER, P., CAMPOS, E. M. R., SANBORN, P., SELLITTO, V. M., SUDDUTH, K. A., RAWLINS, B. G., WALTER, C., WINOWIECKI, L. A., HONG, S. Y. et JI, W. : A global spectral library to characterize the world's soil. *Earth-Science Reviews*, 155:198–230, avril 2016. ISSN 0012-8252. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0012825216300113>.
- VISCARRA ROSSEL, R. A., CATTLE, S. R., ORTEGA, A. et FOUAD, Y. : In situ measurements of soil colour, mineral composition and clay content by vis–NIR spectroscopy. *Geoderma*, 150(3–4):253–266, mai 2009. ISSN 0016-7061. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016706109000408>.
- VISCARRA ROSSEL, R. A., MCGLYNN, R. N. et MCBRATNEY, A. B. : Determining the composition of mineral-organic mixes using UV–vis–NIR diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma*, 137(1–2):70–82, décembre 2006a. ISSN 0016-7061. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016706106002321>.
- VISCARRA ROSSEL, R. A., WALVOORT, D. J. J., MCBRATNEY, A. B., JANIK, L. J. et SKJEMSTAD, J. O. : Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, 131(1–2):59–75, mars 2006b. ISSN 0016-7061. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016706105000728>.
- WEI, Q., CHEN, M., TOURNERET, J.-Y. et GODSILL, S. : Unsupervised Nonlinear Spectral Unmixing based on a Multilinear Mixing Model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(8): 4534–4544, août 2017. ISSN 0196-2892, 1558-0644. URL <http://arxiv.org/abs/1604.04293>. arXiv : 1604.04293.
- WEIDONG, L., BARET, F., XINGFA, G., QINGXI, T., LANFEN, Z. et BING, Z. : Relating soil surface moisture to reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 81(2–3):238–246, août 2002. ISSN 0034-4257. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425701003479>.
- WHITING, M. L., RESEARCHER, P., USTIN, S. L., ORUETA, A. P. et LI, L. : Light absorption model for water content to improve soil mineral estimates in hyperspectral imagery. *ResearchGate*, janvier 2005. URL https://www.researchgate.net/publication/229051894_Light_absorption_model_for_water_content_to_improve_soil_mineral_estimates_in_hyperspectral_imagery.
- WILFORD, J. : A weathering intensity index for the Australian continent using airborne gamma-ray spectrometry and digital terrain analysis. *Geoderma*, 183-184:124–142, août 2012. ISSN 00167061. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0016706111000036>.
- WU, C.-C., CHU, S. et CHANG, C.-I. : Sequential n-findr algorithms. *In Imaging Spectrometry XIII*, volume 7086, page 70860C. International Society for Optics and Photonics, 2008.
- WU, C.-Y., JACOBSON, A. R., LABA, M. et BAVEYE, P. C. : Accounting for surface roughness effects in the near-infrared reflectance sensing of soils. *Geoderma*, 152(1-2):171–180, août 2009. ISSN 00167061. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0016706109001803>.

- YITAGESU, F. A., Van der MEER, F., van der WERFF, H. et HECKER, C. : Spectral characteristics of clay minerals in the 2.5–14 μm wavelength region. *Applied Clay Science*, 53(4):581–591, octobre 2011. ISSN 0169-1317. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169131711001864>.
- YITAGESU, F. A., Van der MEER, F., van der WERFF, H. et ZIGTERMAN, W. : Quantifying engineering parameters of expansive soils from their reflectance spectra. *Engineering Geology*, 105(3–4):151–160, mai 2009. ISSN 0013-7952. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013795209000167>.
- ZHANG, G., WASYLIUK, K. et PAN, Y. : The characterization and quantitative analysis of clay minerals in the Athabasca Basin, Saskatchewan : Application of shortwave infrared reflectance spectroscopy. *The Canadian Mineralogist*, 39(5):1347–1363, octobre 2001. ISSN 0008-4476, 1499-1261. URL <http://www.canmin.org/cgi/doi/10.2113/gscanmin.39.5.1347>.
- ZHANG, J., RIVARD, B. et SANCHEZ-AZOFEIFA, A. : Derivative spectral unmixing of hyperspectral data applied to mixtures of lichen and rock. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(9): 1934–1940, septembre 2004. ISSN 0196-2892. URL <http://ieeexplore.ieee.org/document/1333178/>.
- ZHOU, X., LIU, D., BU, H., DENG, L., LIU, H., YUAN, P., DU, P. et SONG, H. : XRD-based quantitative analysis of clay minerals using reference intensity ratios, mineral intensity factors, Rietveld, and full pattern summation methods : A critical review. *Solid Earth Sciences*, 3(1):16–29, mars 2018. ISSN 2451912X. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2451912X17300703>.

Résumé

L'étude des sols argileux fait l'objet de nombreux travaux motivés par leur rôle dans les processus d'érosion, les catastrophes naturelles et l'agriculture de précision. La quantification des argiles gonflantes est aussi nécessaire pour évaluer la traficabilité d'une région ou le risque de retrait-gonflement des sols, responsable des dégâts sur le bâti. Parmi les argiles, les smectites ont les propriétés de gonflement les plus marquées par rapport aux autres argiles telles que l'illite ou la kaolinite en milieu tempéré. Les techniques traditionnelles pour réaliser la cartographie des minéraux argileux des sols sont en général coûteuses, tant financièrement que temporellement, et sont basées sur des campagnes terrain. La télédétection hyperspectrale est une technique intéressante pour obtenir des cartes d'argile plus précises, à moindre coût et sur une zone plus importante. Néanmoins, elle est limitée par le fait que (i) les minéraux sont mélangés de manière intime dans les sols avec d'autres composants ; mais aussi que (ii) à l'échelle aéroportée, le signal réfléchi du sol nu est mélangé à celui de la végétation au sein d'un pixel (résolution spatiale de l'ordre du mètre). Ces phénomènes de mélange, aux échelles microscopique et macroscopique, rendent difficile l'estimation du contenu en argiles minéralogiques. Le développement des drones ainsi que leur possibilité d'embarquer de nouvelles caméras hyperspectrales couvrant l'ensemble du spectre [0,4 - 2,5 μm] avec une haute résolution spatiale (environ 10 cm) et un rapport signal à bruit élevé ouvrent de nouvelles perspectives. L'objectif de cette thèse est de montrer l'intérêt de l'utilisation de méthodes de démixage sur des données hyperspectrales à très haute résolution spatiale pour estimer le contenu en minéraux argileux du sol, et plus précisément des argiles responsables du retrait-gonflement, les smectites. Dans un premier temps, les méthodes de démixage existantes sont utilisées sur une base de données d'images hyperspectrales acquises en laboratoire sur des mélanges contrôlés de minéraux contenant des argiles (montmorillonite, illite, kaolinite) et d'autres minéraux courants dans les sols (quartz, calcite). Comme les minéraux sont mélangés de manière intime, des méthodes de démixage linéaires et non-linéaires sont décrites et comparées. Les résultats obtenus montrent que les algorithmes non-linéaires ont des performances similaires aux algorithmes linéaires. De plus, l'effet de la variabilité des données sur la précision de l'estimation des abondances a pu être réduit en utilisant des prétraitements spectraux. Dans une dernière étape, la comparaison des méthodes de démixage est étendue à des mesures en environnement extérieur. Cette analyse repose sur une campagne de mesure en extérieur où des images hyperspectrales sont acquises depuis une nacelle (12 m de hauteur environ, 1,5 cm de résolution spatiale), complétées par une analyse d'échantillons de sol prélevés et analysés par DRX (données quantitatives des abondances des minéraux) pour validation. Cette dernière phase permet d'analyser l'impact d'un sol naturel (composé d'un mélange minéralogique, des matières carbonées telles que la cellulose, et ayant une rugosité de surface...) sur les performances des méthodes de démixage précédemment présentées. Les performances obtenues (moins de 15 % RMSE sur l'estimation de la montmorillonite) permettent d'ouvrir des perspectives quant à l'application de ces méthodes sur des capteurs embarqués par drone, pour la cartographie de la traficabilité et de l'aléa de retrait-gonflement des sols.

Mots-clés : argile, télédétection hyperspectrale, minéralogie, spectroscopie, pédologie

Abstract

Clayey soils are studied because of the importance of soils in erosion processes, natural disasters and precision agriculture. Mapping of clay mineralogy is essential for surveying and predicting trafficability and ground instability hazards, such as shrink-swelling, in order to cope with damages caused by expansive soils on infrastructures. Clay minerals in temperate zone soils are mainly divided in smectites, which highly contribute to soil swelling, illite and kaolinite. Geotechnical engineering practice for clayey soils mapping are expensive and time-consuming. Indeed, it is based on field and extensive laboratory studies. In addition, spatial distribution of clay is assessed using aerial photographs and low-scale geological maps. Thereby, small heterogeneities in geological features are rarely detected, and spatial information remains qualitative. Hyperspectral remote sensing could be an alternative to conventional methods for clay mapping. However, this method is limited by two facts : (i) soils are an intimate mixture of minerals, and (ii) vegetation is mixed with bare soil within airborne sensors pixels (meter range of spatial resolution). Those mixtures (at microscopic and macroscopic scales) mask clays specific spectral signatures and limit clay mineral quantification. Recent development in UAV offers new possibilities for carrying hyperspectral cameras in the reflective domain [0.4 – 2.5 μm], and obtaining data with higher SNR and resolution (10 cm). These advances open new perspectives for accurate and less expensive clay maps. This PhD thesis aims to present the potentiality of clay mapping in soils using very-high spatial resolution hyperspectral data, and more specifically, to estimate swelling clay minerals (smectite) abundances. First, existing methods of detection, and abundance estimation of clay minerals are presented. Second, unmixing methods are used on a database of hyperspectral images of controlled mixtures with different abundances of clay minerals, (illite, montmorillonite and kaolinite) and other minerals existing in soils (quartz, calcite). Due to the intimate nature of mixtures, linear and non-linear unmixing methods are described and compared. However, linear and nonlinear algorithms exhibit similar performances. Moreover, the accuracy of estimation of abundances of mineral clay increased using spectral preprocessings. Regarding the third step, field measurements are used to assess clay unmixing methods. This study is based on an outdoor experiment which acquired hyperspectral images from a bucket truck (12 m elevation, 1.5 cm ground sampling distance), and a sampling collection analyzed by XRD (quantitative analysis of mineral abundances) for validation. This step analyzed effects of a natural soil, (with organic matter, a larger diversity of mineralogical components and with surface roughness) on unmixing methods tested with laboratory data. Obtained performances (less than 15 % RMSE for montmorillonite estimation) allow perspectives to apply these methods on data obtained with UAV sensors, for trafficability or expansive soils mapping purposes.

Keywords : clays, hyperspectral remote sensing, mineralogy, spectroscopy, pedology