



HAL
open science

Etude physico-chimique des surfaces continentales par imagerie Vis-PIR (400-2500 nm)

Cécile Gomez

► **To cite this version:**

Cécile Gomez. Etude physico-chimique des surfaces continentales par imagerie Vis-PIR (400-2500 nm). Science des sols. Université Montpellier, 2017. tel-01885828

HAL Id: tel-01885828

<https://theses.hal.science/tel-01885828>

Submitted on 8 Oct 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Biodiversité
Agriculture
Alimentation
Environnement
Terre
Eau



UNIVERSITÉ
DE MONTPELLIER

Université de Montpellier

Ecole Doctorale GAIA

**Mémoire déposé en vue de l'obtention de
l'Habilitation à Diriger des Recherches**

**Etude physico-chimique des surfaces
continentales par imagerie Vis-PIR
(400 – 2500 nm).**

Cécile Gomez

Soutenu le 09 Juin 2017

Devant un jury composé de :

R. Escadafal	Directeur de Recherche, IRD, UMR CESBIO	Rapporteur
S. Chabrilat	Senior Scientist, GFZ, Posdam	Rapporteur
B. Van Wesemael	Professeur, Université Catholique de Louvain	Rapporteur
V. Bellon-Maurel	Ingénieur IPEF, IRSTEA, UMR ITAP	Examinatrice
C. Walter	Professeur, AgroCampus Ouest, UMR SAS	Examineur
P. Lagacherie	Ingénieur de recherche, INRA, UMR LISAH	Examineur

UMR LISAH

(Laboratoire d'étude des Interactions entre Sol - Agrosystème – Hydrosystème)

IRD

(Institut de Recherche pour le Développement)





PREAMBULE

Ce mémoire est structuré en deux parties. Une première partie présente de manière factuelle le résumé de ma carrière, incluant ma formation et mon parcours, mes activités de gestion, animation de recherche, encadrement, et enfin la liste de mes publications. Une seconde partie synthétise mes travaux de recherche menés depuis mon recrutement en 2007 à l'IRD, et présente mes perspectives de recherches.

Ce mémoire est également accompagné d'une annexe consignée dans un document séparé, qui contient une sélection de tirés à part de 6 articles de revue à comité de lecture, dont je suis co-auteur.

Je voudrais remercier sincèrement toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ces travaux de recherche. Il est difficile de citer tout le monde. Je pense aux collègues avec qui j'ai (et j'ai eu) la chance de travailler, aux étudiants qui m'ont fait confiance en partageant un bout de leur parcours universitaire à mes côtés, aux staffs administratifs (antérieurs et actuels) sans qui mes recherches et encadrements d'étudiants ne pourraient pas se dérouler dans d'aussi bonnes conditions.

A vous tous, Merci.



Partie 1

Résumé de Carrière

CURRICULUM VITAE.....	3
ANIMATION ET GESTION DE LA RECHERCHE.....	4
ENCADREMENTS	6
PUBLICATIONS	8

I. CURRICULUM VITAE

CECILE GOMEZ

Chargée de Recherche 1^{ère} classe à l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD)
Docteur en Sciences de la Terre / Télédétection
Née le 18 Novembre 1978 à Pau (France).

ADRESSE PROFESSIONNELLE

UMR LISAH (Laboratoire d'étude des Interactions entre Sol - Agrosystème - Hydrosystème)
Campus SupAgro – Bâtiment 24
34060 Montpellier, FRANCE
E-mail : cecile.gomez@ird.fr
Tel : +33 (0)4 99 61 28 41

FORMATION

- 2004 : Doctorat en Sciences de la Terre / Télédétection
Etude des potentiels des données de télédétection multi sources pour la cartographie géologique : Application à la région de Rehoboth (Namibie)
Laboratoire des Sciences de la Terre (Lyon, France)
- 2001 : Diplôme d'Etudes Approfondies en Mécanique des Milieux Géophysiques et Environnement. Université de Grenoble, France.
- 2000 : Maîtrise de Mathématiques Appliquées, spécialité Analyse Numérique et Calcul Scientifique. Université de Pau et des Pays de l'Adour, France

CURSUS PROFESSIONNEL

- Depuis 2011 : Chargée de Recherche IRD (CR1), UMR LISAH, Montpellier, France.
- 2009 - 2011 : Chargée de Recherche IRD (CR2), UMR LISAH, Tunis, Tunisie.
- 2007 - 2008 : Chargée de Recherche IRD (CR2), UMR LISAH, Montpellier, France.
- 2006 : Post Doctorante au Australian Centre for Precision Agriculture (Sydney, Australie)
- 2005 : Post Doctorante à l'Institut d'Astrophysique Spatiale (IAS, Orsay, France)
- 2001 - 2004 : Doctorante au Laboratoire des Sciences de la Terre (Lyon, France)

II. ANIMATION ET GESTION DE LA RECHERCHE

COORDINATION DE PARTENARIAT AVEC LE SUD	
Responsable convention d'application IRD / Direction Générale de l'Aménagement et de la Conservation des Terres Agricoles (DG/ACTA).	2009 – 2018
Co-responsable conventions de Recherche : IRD / Centre National de Cartographie et de Télédétection (CNCT) IRD / Ecole Nationale d'Ingénieur de Tunis (ENIT)	2009 – 2014 2011 – 2013

ANIMATION DE LA RECHERCHE	
Coordination de Projets	
ANR Blanc. DIGISOL-HYMED. Coordinatrice du projet pour la partie Tunisie. Coordinatrice du WP "soil properties mapping by spatial spectroscopy". <i>4 partenaires Tunisiens. 3 partenaires Français.</i>	2009 – 2012
INSU MISTRAL. SICMED Lebna. Coordinatrice du WP "Spatialisation des propriétés fonctionnelles des sols". <i>6 partenaires Tunisiens. 4 partenaires Français.</i>	2010 – 2015
CNES TOSCA. MiHySpecSol. Coordinatrice du projet. <i>1 partenaire Tunisien. 2 partenaires Français.</i>	2014 – 2015
Participation à des Projets	
CNES TOSCA. Mission HYPXIM. <i>1 partenaire Tunisien. 2 partenaires Français.</i>	2013 – 2015
ANR TRANSMED. ALMIRA. <i>3 partenaires Tunisiens. 4 partenaires Marocains. 6 partenaires Français.</i>	2014 – 2017
CNES TOSCA. CES THEIA Cartographie Numérique des Sols. <i>7 partenaires Français.</i>	2016 – 2018

ÉVALUATION & EXPERTISE	
Review pour des revues internationales de rang A. ~8 articles /an, pour e.g., Remote Sensing of Environment, IEEE - Transactions on Geosciences and Remote Sensing, International Journal of Remote Sensing, European Journal of Soil Science, Geoderma.	Depuis 2008

Sélection de communications en congrès Internationaux : IGARSS	2008 – 2009
Evaluation de projets : ANR, CNES TOSCA, FP6-EUFAR, FP7-EUFAR, FRS Belge, GRF German.	Depuis 2010
Membre de comité de pilotage de thèse : A. Blavet (IPGP/ONERA)	2015 – 2018
Membre du groupe Mission HYPXIM. Conception de la mission spatiale Française Hyperspectrale HYPXIM.	Depuis 2014

FORMATION & TRANSFERT

Formations scientifiques organisées et dispensées :	
<ul style="list-style-type: none"> • Personnels scientifiques du CNCT (Tunisie). Etude de données Hyperspectrales pour l'étude pédologique et minéralogique (2010, 5 ½ jrs) et Traitement de données Hyperspectrales (logiciel ENVI) (2008, 6 ½ jrs) • Equipe cartographique du Geological Survey of Namibia, pour l'initiation au traitement d'images (ENVI) et aux traitements de signal (IDL). (2004, 2 jrs) 	
Formations scientifiques co-organisées :	
Rencontres HélioSPIR sur le thème "NIRS hors du labo" (2015, 1jr), "Aux frontières du proche infrarouge " (2014, 1jr) et "Spectrométrie InfraRouge et hétérogénéité » (2013, 1jr)	
Chairman en congrès : GeoHyper (Montpellier, 2015), SFPT-GH (Grenoble, 2016), TeanGeo (Tunis, 2016)	

RESPONSABILITÉS ET ACTIVITÉS ADMINISTRATIVES

Membre élu de la Commission Scientifique Sectorielle (CSS) 3 à l'IRD	Depuis 01/09/2016
Membre élu du Conseil d'unité de l'UMR LISAH	Depuis 2011
Trésorière adjointe de l'Association HELIOSPIR http://www.heliospir.net/	2012-2015
Membre de la Commission Documentation à l'UMR LISAH	Depuis 2012
Coordinatrice principale d'une mission aéroportée Hyperspectrale en Tunisie (Gouvernorat du Cap Bon, projet ANR DIGISOL-HYMED)	2009-2010
Responsable du laboratoire de spectroscopie Visible-Proche InfraRouge à l'UMR LISAH	Depuis 2009

III. ENCADREMENTS

ENCADREMENT DE THESE

Walid Ouergemmi. 2011-2014. Bourse IRD et SCAC de France.

Co-directeurs : S. Nacer (ENI Tunis) et P. Lagacherie (UMR LISAH, Montpellier).

Développement d'une approche de Double Séparation de Sources, pour la cartographie de propriétés de sol de surface, sur des surfaces semi-végétalisées, par imagerie Vis-PIR hyperspectrale. Cas du taux d'argile en milieu viticole Languedocien.

ENCADREMENT DE POST-DOCTORANTS

Karine Adeline. 2014. Contrat CNES TOSCA.

Co-encadrement avec J.M. Roger et N. Gorretta (UMR ITAP, Montpellier).

Etude de l'impact de la résolution spectrale, sur l'estimation de l'argile texturale par spectroscopie de laboratoire Vis-PIR (0.4-2.5 μm).

Asa Gholizadeh. 2014. Bourse de mobilité Européenne.

Co-encadrement avec P. Lagacherie (UMR LISAH, Montpellier).

Comparison of soil properties maps obtained by multivariate models and spectral indexes.

Rosa Oltra Carrio. 2013. Contrat CNES TOSCA.

Co-encadrement avec X. Briottet (ONERA, Toulouse).

Etude de l'impact des effets atmosphériques et de la résolution spatiale, sur l'estimation de l'argile texturale par imagerie hyperspectrale Vis-PIR (0.4-2.5 μm).

SUPERVISION DE CDD INGENIEURS

Azziza Bouzine. 2016. Contrat ANR-TRANSMED ALMIRA.

Cartographie Numérique des Sols du bassin versant du Tleta (Maroc), à partir de données multispectrales et de laboratoire VIS-PIR (0.4-2.5 μm).

Imene Majoub. 2009 et 2010. Contrat ANR DIGISOL-HYMED.

Aide à la mise en place de la campagne aéroportée hyperspectrale en Tunisie (Gouvernorat du Cap Bon), et de la campagne de terrain associée.

ENCADREMENT DE STAGES

Oumayma Sakri. 2016. Master 2 Signal, Imagerie et Applications parcours Télédétection (Université Paul Sabatier, Toulouse).

Co-encadrant : X. Briottet (ONERA, Toulouse).

Étude de sensibilité de l'approche de « Double-Séparation de Sources » pour la cartographie du taux d'argile sur surfaces semi-végétalisées

Paulina Michura. 2016. Master 2 CLUES (AgroParisTech, Grignon)

Co-encadrante : E. Vaudour (UMR ECOSYS, Grignon).

Prediction of soil properties through the use of Sentinel2 multispectral satellite imagery.

Loubna Abdelhak. 2015. Ecole d'Ingénieur en Agronomie, Option : Management des Ressources en Sols et en Eaux (IAV, Hassan II, Maroc).

Co-encadrant : M. Chikhaoui (IAV Hassan II).

Spatialisation de propriétés primaires du sol sur le bassin versant du Tleta (Maroc)

Bart Driessen. 2015. Master 2 Geo-Information Science (Université de Wageningen, Pays-Bas).

Etude de l'impact de la résolution spectrale sur l'estimation de teneur en argile par imagerie hyperspectrale Vis-PIR (0.4-2.5 μm). Simulation de données satellitaires multispectrales SENTINEL 2 et hyperspectrales HyXim.

Maroua Nouri. 2014. Master 2 AgroTIC Technologie de l'information et de la communication (SupAgro, Montpellier).

Encadrants principaux : J.M. Roger et N. Gorretta (UMR ITAP, Montpellier).

Prédiction du taux d'argile du sol sur une image hyperspectrale aéroportée par transfert des modèles d'étalonnage construits au laboratoire

Arthur Drost. 2013. Master 2 Geo-Information Science (Université de Wageningen, Pays-Bas).

Co-encadrant : J.M. Roger (UMR ITAP, Montpellier).

Analyse des incertitudes associées aux prédictions de teneur en argile obtenues par imagerie hyperspectrale Vis-PIR aéroportée (0.4-2.5 μm).

Mahmoud Sidi Youssef. 2012. Master 2 Sup'Com Tunis (Tunisie).

Co-encadrants : N. Chehata (UMR LISAH, Tunis) et S. Nejeh (CNCT Tunis).

Etude d'une classification de types de sol par Support Vector Machine.

Anis Guesmi. 2011. Master 2 Géologie appliquée à l'environnement (Faculté des Sciences, Tunisie).

Co-encadrant : S. Nejeh (CNCT Tunis).

Classification de type de sols par méthodes d'unmixing à partir de données hyperspectrales Vis-PIR.

Walid Ouerghemmi. 2010. Master 2 Instrumentation et mesures (ENI Tunis, Tunisie).

Co-encadrant : S. Nacer (ENI Tunis).

Etude du concept de séparation de sources en aveugle, pour l'extraction de spectre de sol à partir d'un spectre de mélange Sol/Végétation.

Lilian Baup. 2010. 2^{ème} année IUT (France).

Co-encadrant : G. Coulouma (UMR LISAH, Montpellier).

Mise en place, étude et comparaison de deux protocoles de travail pour l'estimation de propriétés de sol : la spectrométrie Vis-PIR et l'expertise terrain.

Katia Statiokis. 2003. Licence de Géologie. Université Claude Bernard, LYON I (France).

Co-encadrant : P. Allemand (LST Lyon).

Etude de la relation entre la topographie et les données de réflectance ASTER.

Delphine Deslis. 2002. Master 1. ENS LYON (France).

Co-encadrant : P. Allemand (LST Lyon).

Cartographie géologique du massif des Coirons (Ardèche) par imagerie spatiale.

IV. PUBLICATIONS

ARTICLES DANS DES REVUES SCIENTIFIQUES INTERNATIONALES (INDEXÉES AU WEB OF SCIENCE)

24 au total. En 1er auteur : 9. En 2^{ème} auteur : 5.

Avec partenaires du Sud : 7 (soit **47% des ACL avec le Sud** depuis mon recrutement à l'IRD en 2007).

H-Index : **12** (WOS), **13** (SCOPUS), **15** (GoogleScholar)

Code :

- en gras : signalement de ma présence dans la liste des auteurs
- en souligné : auteurs IRD
- avec une étoile : partenaires du Sud
- en italique : stagiaire ou doctorant que j'ai co-encadré

AC2005.1. **Gomez C.**, Delacourt C., Allemand P., Ledru P., Wackerle R. (2005). "Using ASTER remote sensing data set for geological mapping, in Namibia". *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 30, 1-3, 97-108.

AC2005.2. Poulet F., Bibring J.P., Mustard J., Mangold, N., Gendrin A., Langevin Y., Arvidson, R., Gondet B., **Gomez C.** and the OMEGA Team (2005). "Phyllosilicates on Mars and Implications for Early Mars". *Nature*. 438, 623-627.

AC2006.1. Bibring J.P., Langevin Y., Mustard J.F., Poulet F., Arvidson R., Gendrin A., Gondet B., Mangold N., Pinet P., Forget F., Berthe M., and the OMEGA Team: Bibring J.P., Gendrin A., **Gomez C.**, Gondet B., Jouglet D., Poulet F., Soufflot A., Vincendon M., Combes M., Drossart P., Encrenaz T., Fouchet T., Merchiorri R., Belluci G., Altieri F., Formisano V., Capaccioni F., Ceroni P., Coradini A., Fonti S., Korablev O., Kottsov V., Ignatiev N., Moroz V., Titov D., Zasova L., Loiseau D., Mangold N., Pinet P., Doute S., Schmitt B., Sotin C., Hauber E., Hoffmann H., Jaumann R., Keller U., Arvidson R., Mustard J.F., Duxbury T., Forget F., Neukum G. (2006). "Global mineralogical and aqueous mars history derived from OMEGA/Mars Express data". *Science*. 312(5772): 400-4.

AC2007.1. Poulet F., **Gomez C.**, Bibring J.-P., Langevin Y., Gondet B., Mustard J., Belluci G. (2007) "Martian Surface Mineralogy from OMEGA/MEx: Global Mineral Maps" *Journal of Geophysical Research – Planet*, VOL. 112, 2156-2202.

AC2007.2. **Gomez C.**, LeBorgne H., Allemand P., Delacourt C., Ledru P. (2007). "N-FindR method versus Independent Component Analysis method for lithological identification in hyperspectral imagery". *International Journal of Remote Sensing*, 28, 23, 5315-5338.

AC2007.3. Loiseau D., Mangold N., Poulet F., Bibring J.P., Gendrin A., Ansan V., **Gomez C.**, Langevin Y., Gondet B., Masson P., Neukum G. (2007). "Phyllosilicates in the Mawrth Vallis region of Mars". *Journal of Geophysical Research – Planet*, Vol. 112.

AC2007.4. Jouglet D., Poulet F., Milliken R.E., Mustard J.F., Bibring J.P., Langevin Y., Gondet B., **Gomez C.** and the OMEGA team. (2007). "Hydration state of the Martian surface as seen by Mars Express OMEGA". *Journal of Geophysical Research – Planet*. vol.112, E08S06.

- AC2008.1. Poulet F., Arvidson R., **Gomez C.**, Bibring J.P., Morris R.V., Langevin Y., Gondet B., Griffes J. L. (2008) "Mineralogy of Terra Meridiani and Western Arabia Terra from OMEGA/MEx and implications for formation". *Icarus*. 195(1), pp. 106-130.
- AC2008.2. **Gomez C.**, Rossel R.A.V., McBratney A.B. (2008) "Soil organic carbon prediction by hyperspectral remote sensing and field vis-NIR spectroscopy: an Australian case study". *Geoderma*, 2008, 146 (3-4), pp. 403-411.
- AC2008.3. **Gomez C.**, Lagacherie P., Coulouma G. (2008) "Continuum removal versus PLSR method for clay and calcium carbonate content estimation from laboratory and airborne hyperspectral measurements". *Geoderma*, 2008, 148 (2), pp. 141-148.
- AC2009.1. Cecillon L., **Barthes B.**, **Gomez C.**, Ertlen D., Genot V., Hedde M., Stevens A., Brun J. J. (2009) "Assessment and monitoring of soil quality using near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS)". *European Journal of Soil Science*, 60 (5), pp. 770-784.
- AC2011.1. **Ouerghemmi* W.**, **Gomez C.**, Nacer* S., Lagacherie P. (2011) "Applying Blind Source Separation on hyperspectral data for Clay content estimation over partially vegetated surface". *Geoderma*, 163, 3-4, pp. 227-237.
- AC2012.1. Lagacherie P., Bailly J.S., Monestiez P. and **Gomez C.** (2012). "Using scattered soil sensing field surveys to map soil properties over a region. An example with airborne hyperspectral imagery". *European Journal of Soil Science*. 63, pp. 110–119.
- AC2012.2. **Gomez C.**, Coulouma G., Lagacherie P. (2012). « Regional predictions of eight common soil properties and their spatial structures from hyperspectral Vis–NIR data", *Geoderma*, 189–190, pp. 176-185.
- AC2013.1. **Ciampalini R.**, Lagacherie P., **Gomez C.**, **Grunberger O.**, Hamrouni* H., Mekki* I., Richard A. (2013). "Detecting and correcting biases of measured soil profiles data. A case study in the Cap Bon Region (Tunisia)". *Geoderma*. 192, pp. 68-76.
- AC2013.2. **Gomez C.**, Le Bissonnais Y., Annabi* M., Bahri* H., **Raclot D.** (2013) "Laboratory Vis–NIR spectroscopy as an alternative method for estimating the soil aggregate stability indexes of Mediterranean soils", *Geoderma*, 209–210, pp. 86-97.
- AC2013.3. Lagacherie P., **Ruth A.**, **Gomez C.**, Bacha* S., Coulouma G., Hamrouni* H, Mekki* I. and Bacha* S., (2013) "Combining hyperspectral imagery and legacy measured soil profiles to map subsurface soil properties in a Mediterranean area (Cap-Bon, Tunisia)". *Geoderma*, 209–210, pp 168-176.
- AC2014.1. Goge F., **Gomez C.**, Jolivet C., Joffre R. (2014) "Which strategy is best to predict soil properties of a local site from a national Vis–NIR database?". *Geoderma*, 213, pp. 1-9.
- AC2015.1. **Gomez C.**, **Drost A.P.A.**, Roger J-M. (2015) "Analysis of the uncertainties affecting predictions of clay contents from VNIR/SWIR hyperspectral data", *Remote Sensing of Environment*, 156, pp. 58-70.
- AC2015.2. **Gomez C.**, **Oltra Carrio R.**, Lagacherie P., Bacha* S., Briottet X. (2015) "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, pp. 1–15.
- AC2016.1. 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., Brodsky L., Changwen D., Chappell A., Fouad Y., Genot V., **Gomez C.**, Grunwald S., Gubler

- A., Guerrero Maestre C., Hedley C.B., Knadel M., Morras H.J.M., Nocita M., Ramirez-Lopez L., Roudier P., Rufasto Campos E.M., Sanborn P., Sellitto V.M., Sudduth K.A., Rawlins B.G., Walter C., Winowiecki L.A., Young Hong S., Ji W. (2016) "A global spectroscopic library to characterize the world's soil". *Earth Sciences Reviews*, 155, pp. 198-230.
- AC2016.2. Querghemmi*, W., Gomez C., Nacer*, S., Lagacherie P. (2016). "Semi-blind source separation for estimation of clay content over semi-vegetated areas, from VNIR/SWIR hyperspectral airborne data". *Remote Sensing of Environment*. 181, pp. 251-263.
- AC2016.3. Gomez C., Gholizadeh A., Borůvka L., Lagacherie P., (2016). "Using legacy data for predicting soil surface clay content from VNIR/SWIR hyperspectral airborne images". *Geoderma*, 276, pp. 84–92.
- AC2016.4. Gasmi* A., Gomez C., Zouari* H., Masse A., Ducrot D. (2016). PCA and SVM as geo-computational methods for geological mapping in the southern of Tunisia, using ASTER remote sensing data set, *Arabian Journal of Geosciences*, December 2016, 9:753.
- AC2017.1. Adeline, K., Gomez, C., Gorretta, N., Roger JM. (2017). "Sensitivity of soil property predictions to instrumental spectral configurations from laboratory Vis-NIR spectroscopy". *Geoderma*, 288, pp.143–153.

ARTICLES DANS DES REVUES SCIENTIFIQUES INTERNATIONALES – EN COURS

- AC20XX.1. Walker, E., Monestiez, P., Gomez, C., Lagacherie, P. Combining measured sites, soilscapes map and soil sensing for mapping soil properties of a region. *Geoderma*, En revision.
- AC20XX.2. Maroua, N., Gomez, C., Gorretta, N., Roger, JM. Clay content mapping from airborne hyperspectral Vis-NIR data by transferring Laboratory regression model. *Geoderma*, En revision.
- AC20XX.3. Gomez, C., Adeline K., Bacha* S., Driessen B., Gorretta N., Lagacherie P., Roger J.M., Briottet X. Sensitivity to spectral resolution of VNIR/SWIR imaging data for clay content mapping. *To be submitted to Remote Sensing of Environment*. Soumis.
- AC20XX.4. Gasmi* A., Gomez C., Lagacherie P. and Zouari* H. Clay content mapping at large scale using VNIR / SWIR multispectral ASTER data. *To be submitted to Remote Sensing*. Soumis.

ARTICLES DANS DES REVUES SCIENTIFIQUES INTERNATIONALES (NON INDEXEES WEB OF SCIENCE)

- A2014.1. Gasmi* A., Gomez C., Zouari* H., Masse A., Ducrot D. (2014). "Using Vis-NIR hyperspectral HYPERION data for bare soil properties mapping over Mediterranean area: plain of the Oued Milyan, Tunisia". *European Academic Research*. Vol. II, Issue 9.

CHAPITRES D'OUVRAGES (INDEXEES WEB OF SCIENCE)

- Cw2014.1. Lagacherie P. and Gomez C. (2014). "What can GlobalSoilMap expect from Vis-NIR hyperspectral imagery in the near future?", In "*GlobalSoilMap: Basis of the global spatial soil information system*". Dominique Arrouays, Neil McKenzie, Jon Hempel, Anne Richer de Forges, Alex B. McBratney (Eds), January 27, 2014 by CRC Press.

CHAPITRES D'OUVRAGES (NON INDEXEES WEB OF SCIENCE)

- C2010.1. Lagacherie P., **Gomez C.**, Bailly J.S., Baret F., Coulouma G. (2010). "Chapter 8: The use of Hyperspectral Imagery for Digital Soil Mapping in Mediterranean areas" In *"Digital Soil Mapping: Bridging Research, Environmental Application, and Operation"* Boettinger J., Howell, D., Moore, A., Hartemink A., Kienast-Brown, S. (ed.). Springer Verlag. P. 93-102
- C2012.1. **Gomez C.**, Lagacherie P., Bacha* S. (2012). "Using an Vis-NIR hyperspectral image to map topsoil properties over bare soil surfaces in the Cap Bon region (Tunisia)." *Digital Soil Assessments and Beyond*. CRC Press 2012, Minasny, Malone & McBratney (eds), p. 387-392.
- C2012.2. **Ciampalini R.**, Lagacherie P., Monestiez P, Walker E., **Gomez C.** (2012). "Co-kriging of soil properties with Vis-NIR hyperspectral covariates in the Cap Bon region (Tunisia)." *Digital Soil Assessments and Beyond*. CRC Press 2012, Minasny, Malone & McBratney (eds), p. 393-398.
- C2016.1. Gorretta N. and **Gomez C.**, (2016). "Chapter 18: Spectral–Spatial Unmixing Approaches in Hyperspectral VNIR/SWIR Imaging", In: Cyril Ruckebusch, Editor(s), *Data Handling in Science and Technology*, Elsevier, 2016, Volume 30, p. 579-611.
- C2016.2. **Gomez C.**, and Lagacherie P. (2016). "Chapter 1: Mapping of Primary Soil Properties Using Optical Visible and Near Infrared (Vis-NIR) Remote Sensing". Edited by N. Baghdadi and M. Zribi in *Land Surface Remote Sensing in Agriculture and Forest*, Remote Sensing Observations of Continental Surfaces Set, ISBN: 9781785481031, 2016, p. 1-36.

CHAPITRES D'OUVRAGES – EN COURS

- C20XX.1. Lagacherie P. and **Gomez C.** "Vis-NIR-SWIR remote sensing products as new soil data for Digital Soil Mapping". Pedometric book. Soumis.

CONFERENCES INVITEES

- CI2005-1. **Gomez C.**, Delacourt C., Allemand P., Ledru P. (2005). "Utilisation combinée de données de télédétection multi source: Potentiels en cartographie géologique". *Workshop International en Information Spatiale et développement Durable*. Rabat, Maroc. 14-16 Novembre 2005.
- CI2006-1. **Gomez C.** (2012) "Cartographie Numérique des Sols par imagerie hyperspectrale pour la modélisation environnementale en région méditerranéenne ; Projet DIGISOL_HYMED", *Comité Mixte pour la Coopération Universitaire*, 22 Octobre 2012, Université Toulouse II Le Mirail, France.
- CI2013-1. Lagacherie P. and **Gomez C.** (2013). "What can GlobalSoilMap expect from Vis-NIR hyperspectral imagery in the near future?" *Global Soil Mapping Conference*, 7-9 of October 2013, Orléans, France.

COMMUNICATIONS ORALES AVEC ACTES

- COA2004-1. **Gomez C.**, Delacourt C., Allemand P., Ledru P. (2004). "Potentials and limitations of coupling ASTER and airborne geophysical data for improvement of geological mapping in arid region (Namibia, Rehoboth region)". *In Remote Sensing for Environmental Monitoring, GIS Applications, and Geology III*, edited by Manfred Ehlers, Hermann J. Kaufmann, Ulrich Michel, *Proceedings of SPIE* Vol. 5239 (SPIE, Bellingham, WA, 2004), 98-108. 2004.
- COA2005-1. Forni O., Poulet F., Bibring J.-P., Erard S., **Gomez C.**, Langevin Y., Gondet B., the OMEGA Science Team, (2005) "Component Separation of OMEGA spectra with ICA". *36th Lunar and Planetary Science Conference*, March 14–18, 2005, League City, Texas.
- COA2006-1. Loizeau, D., Mangold, N., Poulet, F., Bibring, J.P., Gendrin, A., **Gomez C.**, Langevin, Y., Gondet, B., Ansan, V., Masson, P., Neukum, G., the Omega Team and the HRSC Team (2006). "Phyllosilicates Rich Terrains in Mawrth Vallis Region, Mars, as Seen by OMEGA and HRSC/Mars Express". *37th Annual Lunar and Planetary Science Conference*, March 13-17, 2006, League City, Texas, abstract no.1658.
- COA2006-2. **Gomez C.**, Poulet, F., Bibring, J.-P., Langevin, Y., Gondet, B., Pelkey, S. M., Mustard, J. F., Bellucci, G. and the Omega Science Team (2006) "Global Mineral Maps on Mars". *37th Annual Lunar and Planetary Science Conference*, March 13-17, 2006, League City, Texas, abstract no.1405.
- COA2007-1. Poulet F., Arvidson, R., **Gomez C.**, Bibring, J.P., Morris, R.V., Langevin, Y. and Gondet, B. (2007) "Surface composition of Terra Meridiani and Western Arabia Terra from OMEGA" *38th Annual Lunar and Planetary Science Conference*, March 12-17, 2007, League City, Texas.
- COA2008-1. Lagacherie P., **Gomez C.**, Bailly J.S., Baret F., Coulouma G. (2008). "The use of hyperspectral imagery for digital soil mapping in Mediterranean areas". *3rd workshop on Digital Soil Mapping*. Utah, USA.
- COA2010-1. Lagacherie P., Le Martret H., Bendaya* L., Blanca Y., Chedly Derouiche* M., **Gomez C.**, Hamrouni* H., Mc Bratney A.B., Mekki* I., Minasny B. (2010) "Processing legacy soil data for global digital soil mapping : A Tunisian experience". *4th Global Workshop on Digital Soil Mapping*. Rome, Italy, 24-26 May 2010.
- COA2012-1. Walker E., Monestier P., **Gomez C.**, Lagacherie P., Ciampalini R. (2012). "Cokriging for Large Spatial Datasets: Mapping Soil Properties at a Region Scale from Airborne Hyperspectral Imagery". *Ninth International Geostatistics Congress*, Oslo, Norway.
- COA2014-1. **Gomez C.**, Oltra-Carrió R., Bacha* S., Lagacherie P., Briottet X. (2014). « Clay contents predicted from Hyperspectral VNIR/SWIR imagery, under different atmospheric conditions and spatial resolutions". *WHISPERS*, Lausanne, Suisse, 24-27 Juin 2014.

COMMUNICATIONS ORALES SANS ACTES

56 au total. En tant que 1er auteur : 24.

- 2002-1 **Gomez C.**, Ledru P., Delacourt C., Allemand P. (2002). "Improvement of geological map from remote sensing and airborne geophysical data in arid region in Namibia". *Workshop « geological interpretation of airborne geophysical data sets »*, Toulouse, France
- 2003-1 **Gomez C.**, Ledru P., Delacourt C., Allemand P., Wackerle R. (2003), "Integration of remote sensing and radiometric data set to improve geologic map: application to Namibia". *EGS-AGU-EUG Joint Assembly*, Nice, France
- 2003-2 **Gomez C.**, Delacourt C., Allemand P., Ledru P. (2003), "Potentials and limitations of ASTER and radio-element data for improvement of geological mapping in arid regions: application to Namibia". *SPIE 10th international Symposium Remote Sensing*, Barcelona, Spain
- 2004-1 **Gomez C.**, Ledru P., Delacourt C. (2004) "A case history of supervised classification for geological mapping in semi-arid environment using multi-source remote sensing data". *Congrès de Géologie Africaine*, Orléans.
- 2005-1 Poulet F., Mustard J., Langevin Y., Bibring J.P., Gendrin A., Gondet B. and **the Team OMEGA** (2005). "Variation of the 3µm absorption feature on Mars". *1st Mars Express Science Conference*. European Space Research and Technology Centre (ESTEC) Noordwijk, The Netherlands, 21-25 February 2005.
- 2005-2 Poulet F., Mangold N., Bibring J., Loizeau D., Mustard J. F., Head J.W., Gendrin A., Ansan V., **Gomez C.**, Masson P., Neukum G. and the Omega-HRSC Co-I Teams, (2005) "Evidence for Phyllosilicates in the Early Mars Crust at Nili Fossae and Mawrth Valles Using OMEGA and HRSC Data". *European Geosciences Union General Assembly*, April 25-29, 2005. Vienna, Austria.
- 2005-3 Poulet F., Bibring J.P., Gendrin A., Mangold N., Mustard J., Langevin Y., Gondet B., Loizeau D., **Gomez C.**, Chevrier V., Neukum G., OMEGA Team and the HRSC Team (2005) "Phyllosilicates as revealed by OMEGA and its implication for the early martian environment". *37th annual meeting of the Division for Planetary Sciences, of the American Astronomical Society*. Cambridge, UK. 4-8 September 2005.
- 2005-4 Loizeau D., Mangold N., Poulet F., Bibring J.P., Gendrin A., **Gomez C.**, Langevin Y., Gondet B., Ansan V., Masson P., Neukum G., OMEGA Team and the HRSC Team (2005) "Outcrops of clay rich crust in Mawrth Vallis, Mars, revealed by OMEGA and HRSC/MEX". *37th annual meeting of the Division for Planetary Sciences, of the American Astronomical Society*. Cambridge, UK. 4-8 September 2005.
- 2005-5 Poulet F., Bibring J.P., Gondet B., **Gomez C.**, Langevin Y., Gendrin A., Mangold N. (2005) "The phyllosilicate global picture". *OMEGA 6th Science team Meeting*. IAS, Orsay, France. 11-13 October 2005.
- 2005-6 Jouglet D., Poulet F., Bibring J.P., Langevin Y., Gondet B., **Gomez C.**, Mustard J., and the OMEGA Team (2005). "Hydration of the 3 µm feature: the IAS approach". *OMEGA 6th Science team Meeting*. IAS, Orsay, France. 11-13 October 2005.
- 2006-1 Poulet F., Arvidson R., **Gomez C.**, Bibring J.P., Gondet B., Langevin Y., Gendrin A. (2006) "MEX/OMEGA characterization of Terra Meridiani, Mars". *36th COSPAR Scientific Assembly*. Beijing, China, 16 – 23 July 2006.
- 2006-2 Poulet F., **Gomez C.**, Bibring J.P., Langevin Y., Gondet B., Mustard J. (2006) "Martian Surface Mineralogy from OMEGA/MEX: Global mineral maps" *Eos Trans. AGU*, 87(52), Fall Meet. Suppl., 11-15 Décembre 2006.

- 2007-1 Lagacherie P. and **Gomez C.** (2007). "Imaging spectrometry : a new perspective for the Digital Soil Mapping of mediterranean areas". *9th International Meeting on Soils with Mediterranean Type of Climate*. Aix-en-Provence, France, 22-25 October 2007.
- 2007-2 **Gomez C.** and Lagacherie P. (2007). "Spatialisation de propriétés du sol par Spectroscopie Visible et Proche Infrarouge". *Colloque Sciences du Sol*, Grenoble, France, 25-26 Octobre 2007.
- 2008-1 **Gomez C.**, Lagacherie P., Coulouma G. (2008). "Continuum removal versus PLSR method for digital mapping of Clay and Calcium carbonate contents, using laboratory and airborne hyperspectral measurements". *European Geosciences Union General Assembly*, April 14-18, 2008. Vienna, Austria.
- 2008-2 **Gomez C.**, Viscarra Rossel, R.A., McBratney, A.B. (2008) "Comparing predictions of soil organic carbon by field vis-NIR spectroscopy and hyperspectral remote sensing". *European Geosciences Union General Assembly*, April 14-18, 2008. Vienna, Austria.
- 2008-3 Cécillon, L., Barthès, B., **Gomez C.**, Ertlen, D., Genot, V., Hedde, M., Stevens, A. and Brun, J. (2008) "Assessment and monitoring of soil conditions using indexes based on near infrared reflectance (NIR) spectroscopy". *EUROSOIL 2008*. 25 - 29 August 2008, Vienna, Austria
- 2009-1 Lagacherie P., **Gomez C.**, Bacha* S., Ben Mechlia* M., Baret, F., Blanca Y., Coulouma G., Derouiche* M.G., Follain S., Hamrouni* H , Jacob F., Le Bissonnais Y., Le Martret H., Masmoudi* M.M., McBratney A.B., Minasny B., Monestiez P., Raclot D., Saber* N. (2009) « Cartographie Numérique des propriétés des sols par imagerie hyperspectrale pour la modélisation environnementale en zone méditerranéenne: le projet DIGISOL-HYMED» *Journées d'Etude des sols*, Strasbourg (France), Avril 2009.
- 2009-2 **Gomez C.**, Lagacherie P., Coulouma C. (2009) « Comparaison des méthodes « Continuum Removal » et « Partial Least-Squares Regression » pour la spatialisation du taux d'argile et de carbonate de calcium à partir de mesures de réflectance de laboratoire et aéroportées (400-2500nm) » *Journées d'Etude des sols*, Strasbourg (France), Avril 2009.
- 2009-3 Lagacherie P., **Gomez C.**, Baret F. (2009) Cartographie des propriétés des sols par télédétection hyperspectrale en milieu méditerranéen. *Rencontre Télédétection INRA*, Bordeaux, France. 17-18 novembre 2009.
- 2010-1 Lagacherie P., Le Martret H., Bendaya* L., Blanca Y., Derouiche* M., **Gomez C.**, Hamrouni* H., Mc Bratney A.B., Mekki* I., Minasny B. (2010) "Vers une cartographie Numérique des Sols en Tunisie" *Centre internationaux de recherche agronomique (GCARD)* Montpellier, France. 28-31 Mars 2010.
- 2010-2 **Gomez C.**, Ouerghemmi* W., Nacer S. (2010) "Blind Signal Separation approach for soil properties mapping in partially vegetated pixels" *Workshop on Quantitative Applications of Soil Spectroscopy*. Potsdam, Germany. 15-16 Avril 2010.
- 2010-3 Ouerghemmi* W., **Gomez C.**, Nacer* S. (2010) "Blind Signal Separation contribution for in soil properties mapping in partially vegetated pixels" *6th Astronomical Data Analysis Conference*. Monastir, Tunisie. 3-6 May 2010.
- 2010-4 Lagacherie P. and **Gomez C.** (2010) « Utilisation de l'imagerie hyperspectrale pour la cartographie numérique des propriétés des sols en zone méditerranéenne ». *10^e Rencontres HélioSpir*, Montpellier, Agropolis international, 24 septembre 2010.
- 2010-5 Ouerghemmi* W., **Gomez C.**, Nacer* S. (2010) "Adaptation du concept de séparation aveugle de sources pour la cartographie de propriétés de sol sur des

- surfaces partiellement végétalisées" *XIIème Journées Scientifiques du Réseau Télédétection de l'A.U.F.*, 23-25 Novembre 2010, Monastir, Tunisie.
- 2010-6 **Gomez C.** and Lagacherie P. (2010). "Utilisation de l'imagerie hyperspectrale pour la cartographie numérique des propriétés des sols en zone méditerranéenne". *XIIème Journées Scientifiques du Réseau Télédétection de l'A.U.F.*, 23-25 Novembre 2010, Monastir, Tunisie.
- 2011-1 **Gomez C.**, Lagacherie P., Coulouma G. (2011). « Utilisation de l'imagerie hyperspectrale pour la cartographie numérique des propriétés des sols en zone méditerranéenne ». *Colloque d'inauguration de la Société Française de Télédétection Hyperspectrale (SFTH)*, 7 & 8 avril 2011 – Université Paris Diderot, France.
- 2011-2 Lagacherie P., **Gomez, C.**, Bacha* S., Ciampalini, R., Hamrouni* H. (2011). "A proof-of-concept of GlobalsoilMap.net in Tunisia: First advances and perspectives". *Annual meeting of the GlobalSoilmap.net consortium*, June 20-15 at JRC in Ispra, Italy
- 2011-3 **Gomez C.**, *Ouerghemmi* W.*, Naceur* S., Lagacherie P. (2011). "Applying Blind Source Separation on hyperspectral data for clay content estimation over partially vegetated surfaces". *Pedometrics*. August 30 – September 3, 2011. Czech Republic, Prague.
- 2011-4 Lagacherie P., **Gomez C.**, Coulouma, G. (2011). "Can hyperspectral images help us to gain insight into the real spatial structures of soil properties?: some learnings from a case study in southern France". *Pedometrics*. August 30 – September 3, 2011. Czech Republic, Prague.
- 2011-5 Monestiez, P., Walker E., **Gomez, C.**, Lagacherie P. (2011). "Multivariate geostatistical model to map soil properties at a region scale from airborne hyperspectral imagery and scattered soil field surveys: dealing with large dimensions". *Spatial Data Methods for Environmental and Ecological Processes – 2nd Edition* – Foggia and Gargano (FG), Puglia, Italy, on September 1-2, 2011.
- 2012-1 **Gomez, C.**, Lagacherie, P., Bacha* S. (2012). « Spatialisation de propriétés de sols par données aéroportées hyperspectrales sur le bassin versant du Lebna (300km², Cap Bon, Tunisie) ». *Journées d'Etude des sols*, Versailles (France), Mars 2012.
- 2012-2 Lagacherie P., **Gomez C.**, Bacha* S., Ciampalini R., Hamrouni* H., Monestiez P. (2012). "Digital soil mapping from legacy data and hyperspectral imagery in CapBon (Tunisia) First results and perspectives". *Global Soil Partnership Workshop*. 20-23 March 2012. Rome, Italia.
- 2012-3 **Gomez C.**, Lagacherie P., Bacha* S. (2012). "Using an Vis-NIR hyperspectral image to map topsoil properties over bare soil surfaces in the Cap Bon region (Tunisia)". *5th Global Workshop on Digital Soil Mapping*. 10-13 April 2012. Sydney, Australie.
- 2012-4 Ciampalini R., Lagacherie P., Monestiez P, Walker E., **Gomez C.** (2012). "Co-kriging of soil properties with Vis-NIR hyperspectral covariates in the Cap Bon region (Tunisia)". *5th Global Workshop on Digital Soil Mapping*. 10-13 April 2012. Sydney, Australie.
- 2012-5 **Gomez C.**, Lagacherie P., Bacha* S. (2012). "Using a Vis-NIR hyperspectral image to map topsoil properties over bare soil surfaces in the Cap Bon region (Tunisia)". *European Geosciences Union General Assembly*, 22-27 April 2012. Vienna, Austria.
- 2012-6 **Gomez C.**, *Ouerghemmi* W.*, Lagacherie P., Saber* N. (2012). Spatialisation du taux d'Argile sur surfaces semi-végétalisées, par traitement de données

- hyperspectrales Hymap. *2ème colloque scientifique de la SFTH*, ONERA Toulouse, France, 18 et 19 juin 2012.
- 2012-7 *Ouerghemmi W.*, *Saber N.*, **Gomez C.**, *Lagacherie P.*, (2012) "Soil properties mapping using hyperspectral data and Blind Source Separation". *International Conference on Computer Related Knowledge ICCRK' 2012*, July 5-7, Sousse, Tunisia
- 2013-1 **Gomez C.**, *Bissonnais Y.*, *Annabi M.*, *Bahri H.*, *Raclot D.* (2013). "Laboratory Vis-NIR spectroscopy as an alternative method for estimating the soil aggregate stability indexes of Mediterranean soils". in *NIR 2013 - 16th International Conference on Near Infrared Spectroscopy*, 2 - 7 June 2013, La Grande-Motte, France.
- 2013-2 **Gomez C.**, *Gogé F.*, *Jolivet C.*, *Joffre R.* (2013). "Which strategy is best to predict soil properties of local sites from a national Vis-NIR database?" in *NIR 2013 - 16th International Conference on Near Infrared Spectroscopy*, 2 - 7 June 2013, La Grande-Motte, France.
- 2013-3 *Lagacherie P.* and **Gomez C.** (2013). "What can GlobalSoilMap expect from Vis-NIR hyperspectral imagery in the near future?" *GlobalSoilMap Conference 2013*, 7-9 October 2013, Orleans, France.
- 2013-4 **Gomez C.**, **Drost A.**, *Roger J.M.* (2013). « Analyse des incertitudes associées aux prédictions de la teneur en argile obtenues par imagerie hyperspectrale aéroportée ». *14èmes rencontres Héliospir*, 13th November 2013, Montpellier, France.
- 2013-5 *Bahri H.*, *Annabi M.*, *Raclot D.*, **Gomez C.**, *Le Bissonnais Y.* (2013). « Etude la variabilité spatiale de la stabilité structurale des sols à l'échelle du bassin versant de Lebna en Tunisie ». In: *International Seminar on Sustainable Management of Water and Soil Resources: Context, Challenges and Prospects*, INRGREF, Hammamet, 19-20 Novembre 2013.
- 2014-1 *Oltra-Carrió R.*, **Gomez C.**, *Bacha S.*, *Lagacherie P.*, *Briottet X.* (2014) "Sensitivity of soil property prediction obtained from Hyperspectral VNIR-SWIR imagery to atmospheric effects and degradation in image spatial resolutions". *EGU General Assembly 2014*, 27 April – 02 May 2014, Vienna, Autriche.
- 2014-2 **Gomez C.**, *Oltra-Carrió R.*, *Bacha S.*, *Lagacherie P.*, *Briottet X.* (2014). « Etude de sensibilité aux effets atmosphériques et à la résolution spatiale, pour l'estimation d'Argile par Imagerie Hyperspectrale VNIR-SWIR ». *3ème colloque scientifique SFPT-GH*, 15 et 16 mai 2014, IGESA Porquerolles.
- 2014-3 *Oltra-Carrió R.*, **Gomez C.**, *Bacha S.*, *Lagacherie P.*, *Briottet X.* (2014). "Analysis of the impact of the spatial resolution on soil property prediction from hyperspectral VNIR-SWIR imagery". *4th International Symposium on Recent Advances in Quantitative Remote Sensing: RAQRS'IV*, 22 – 26 September 2014, Universitat de València, Spain.
- 2014-4 *Adeline K.*, **Gomez C.**, *Gorretta N.*, *Roger J.M.* (2014). "Sensitivity of soil property prediction obtained from VNIR/SWIR data to spectral configurations". *4th International Symposium on Recent Advances in Quantitative Remote Sensing: RAQRS'IV*, 22 – 26 September 2014, Universitat de València, Spain.
- 2014-5 *Adeline K.*, **Gomez C.**, *Gorretta N.*, *Roger J.M.* (2014). "Sensibilité des estimations de propriétés de sol par spectroscopie Vis-PIR de laboratoire, à la configuration spectrale". *15èmes Rencontres HélioSPIR*, 14 octobre 2014, Montpellier (Agropolis International).

- 2014-6 **Gomez C.**, Bacha* S., Ciampalini R., Coulouma G., Hamrouni* M.H., Jacob F., Lebissonais Y., Mekki* I., Monestiez P., Raclot D. Ruth A., Walker E., Lagacherie P. (2014). « Cartographie de propriétés de sol par imagerie Hyperspectrale Vis-PIR, sur le Bassin Versant du Lebna (Tunisie). » *Colloque International du programme SICMED*.
- 2015-1 Nouri M., **Gomez C.**, Gorretta N., Roger JM (2015). "Prediction of soil clay content on an airborne hyperspectral image by transferring the calibration models constructed in the laboratory". *IGARSS 2015*, July 26-31 2015, Milan, Italia
- 2015-2 **Gomez C.**, Gholizadeh A., Borůvka L., Lagacherie P. (2015). "Using legacy soil data for standardizing predictions of topsoil clay content obtained from VNIR/SWIR hyperspectral airborne images". *PEDOMETRICS 2015*, 14-18 September 2015, Córdoba, Spain.
- 2015-3 **Gomez C.**, Gholizadeh A., Borůvka L., Lagacherie P. (2015) "Using legacy soil data for standardizing predictions of topsoil clay content obtained from VNIR/SWIR hyperspectral airborne images". *GeoHyper 2015*, 01-02 Octobre 2015, La Grande Motte, France.
- 2015-4 **Querghemmi* W.**, **Gomez C.**, Nacer* S., Lagacherie P. (2015) "Using legacy soil data for standardizing predictions of topsoil clay content obtained from VNIR/SWIR hyperspectral airborne images". *GeoHyper 2015*, 01-02 Octobre 2015, La Grande Motte, France.
- 2015-5 Nouri M., **Gomez C.**, Gorretta N., Roger J.M. (2015). « La prédiction du taux d'argile du sol sur une image hyperspectrale aéroportée par transfert des modèles d'étalonnage construits au laboratoire ». *16èmes rencontres Héliospir*, 3th December 2015, Montpellier, France.
- 2016-1 **Gomez C.**, **Adeline K.**, Bacha* S., Driessen B., Lagacherie P., Briottet X. (2016). "Impact of the spectral resolution of VNIR/SWIR imaging sensors on clay content prediction". *4e colloque scientifique du groupe thématique hyperspectral de la SFPT*, Grenoble, 11-13 mai 2016.
- 2016-2 Lefevre-Fonollosa M.J., Briottet X., Gastellu-Etchegorry J.P., Weber C., Feret J.B., **Gomez C.**, Delacourt C., Le Dantec N., Bajjouck T., Petit T., Carrère V., Marion R. (2016). "Preparing the future: the HYPXIM Mission". *36th EARSeL Symposium*, 2016, 20-24 June 2016, Bonn, Germany

COMMUNICATIONS SOUS FORME DE POSTER SANS ACTES

- 2009-1 Lagacherie P., **Gomez C.**, Bacha* S., Ben Mechlia* M., Baret, F., Blanca Y., Coulouma G., Derouiche* M.G., Follain S., Hamrouni* H, Jacob F., Le Bissonnais Y., Le Martret H, Masmoudi* M.M., McBratney A.B., Minasny B., Monestiez P., Raclot D., Saber* N. (2009) "Digital Soil Mapping by hyperspectral Imagery for Environmental modelling in Mediterranean regions : the DIGISOL_HYMED project" , *9ème congrès de la fédération des associations d'étude des sols d'Asie de l'Est et du Sud Est (ESAFS9)*, Seoul, 27-28 octobre 2009
- 2014-1 Carrère V., Briottet X., Jacquemoud S., Marion, R., Bourguignon A., Chami M., Chanussot J., Chevrel S., Deliot P., Dumont M., Foucher P.-Y., **Gomez C.**, Minghelli-Roman A., Sheeren D., Weber C., Lefevre-Fonollosa M.J., Manda M. (2014). The French proposal for a high spatial resolution Hyperspectral mission. . *EGU General Assembly 2014*, 27 April – 02 May 2014, Vienna, Autriche.

- 2014-2 **Gomez C., Drost A., Roger J.M. (2014).** « Analyse des incertitudes associées aux prédictions de la teneur en argile obtenues par imagerie hyperspectrale Vis-PIR aéroportée (0.4-2.5 µm) ». *3ème colloque scientifique SFPT-GH*, 15 et 16 mai 2014, IGESA Porquerolles.
- 2015-1 **Gomez C., Jacob F., Mekki* I., Molénat J., Zitouna-Chebbi* R., Raclot D., Annabi* M., S. B, Bahri* H., Ben Mechlia* N. Ben Slimane* A., Bouhlila* R., Boussema* M.R., Bouteffeha* M., Ciampalini R., Coulouma G., Dagès C., El Maaoui* M.A., Evrard O., Feurer D., Hamrouni* H., Lagacherie P., Le Bissonnais Y., Lefèvre I., Masmoudi* M., Nacer* S., Ouerghemmi* W., Pierrot-Deseilligny M.P., Planchon O., Prévot L., Voltz M. (2015).** "Characterization of landscape physical properties and biophysical processes for hydrological cycle over the Cap Bon region (Tunisia)". *Conference internationale MISTRALS 2015*. 20-22 Octobre 2015, Marseille, France.
- 2015-2 **Feurer D., Gomez C., Bailly J-S, Coulouma G, Lagacherie P, Jacob F, Prévot L, Raclot D. (2015).** Advances in remote sensing of cultivated landscapes at LISAH. Les technologies de l'observation de la Terre pour l'agriculture et les risques naturels. *Seminaire CVT Allenvi*, Agropolis International, Montpellier, FRANCE.

SEMINAIRES

- 2003-1 **Gomez C., Delacourt C., Allemand P., Ledru P. (Octobre 2003).** "Potentiels et Limitations de la télédétection pour la cartographie géologique en milieu semi aride". BRGM, Orléans
- 2004-1 **Gomez C., Delacourt C., Allemand P., Ledru P. (Février 2004).** "Potentials and limitations of remote sensing dataset for the geological mapping in arid climate". *Geological Survey of Namibia*. Windhoek, Namibie
- 2005-1 **Gomez C., Delacourt C., Allemand P., Ledru P. (2005).** "Utilisation combinée de données de télédétection multi source : Etude des potentiels en cartographie géologique et perspectives en Sciences de l'Eau". Maison des Sciences de l'Eau. Montpellier. 18 Octobre 2005.
- 2005-2 **Gomez C., Delacourt C., Allemand P., Ledru P. (2005).** "Utilisation combinée de données de télédétection multi source : Etude des potentiels en cartographie géologique". Maison de la Télédétection, Montpellier, 13 Décembre 2005.
- 2006-1 **Gomez C., Le Borgne H., Delacourt C., Allemand P., (2006).** "Extraction d'information lithologique par Analyse en Composantes Indépendantes ". Laboratoire de Géodynamique et Planétologie, Nantes, 19 Janvier 2006.
- 2013-1 **Gomez C. (2013).** Cartographie Numérique des sols par Imagerie hyperspectrale Visible-Proche Infrarouge (VIS-PIR). UMR ITAP, 18 Février 2013, UMR ITAP, IRSTEA Montpellier, France.
- 2013-2 Lagacherie P., **Gomez C. (2013).** Utilisation de la télédétection Vis-PIR (400-2500nm) hyperspectrale pour cartographier des propriétés des sols. Séminaire de Télédétection INRA, Bordeaux, 17-19 Juin 2013.
- 2015-1 **Gomez C. (2015).** Cartographie Numérique des sols par Imagerie hyperspectrale Visible-Proche Infrarouge (0.4-2.5µm), en région Méditerranéenne. Séminaire à l'UMR SAS, 5 Mars 2015.

COMMUNICATIONS A VOCATION DE TRANSFERT VERS LA SOCIETE CIVILE

- 2004-1 **Gomez C.**, Delacourt C., Allemand P., Ledru P. (2004). "Potentials and limitations of remote sensing dataset for the geological mapping in arid climate". *Geological Survey of Namibia*. Windhoek, Namibie.
- 2015-1 **Gomez C., Jacob F.** (2015). Présentation des activités conduites par le LISAH et ses partenaires sur le thème de l'adaptation des mosaïques paysagères. Formation "Climat et Éducation au développement durable" pour le ministère de l'éducation nationale. Organisée à l'IRD de Montpellier.

Partie 2

Travaux Scientifiques

I. POSITIONNEMENT SCIENTIFIQUE PERSONNEL	23
II. SPATIALISATION DE PROPRIETES PERENNES DE SOL PAR IMAGERIE VIS-PIR	30
III. VERS UNE MISE EN PLACE OPERATIONELLE DE CES SPATIALISATIONS	40
IV. VERS UNE UTILISATION DE CES SPATIALISATIONS	53
V. PERSPECTIVES DE RECHERCHE	59

I. POSITIONNEMENT SCIENTIFIQUE PERSONNEL

J'ai suivi une formation universitaire en Mathématiques Appliquées prolongée d'un DEA de Mécaniques des milieux Géophysiques et Environnement, ponctuées d'expériences de recherche à la fois courtes et enrichissantes. Ces premières expériences, effectuées au Laboratoire de Glaciologie et Géophysique de l'Environnement (LGGE) de Grenoble, étaient dédiées à des études de modélisation d'écoulement de calottes polaires. Ces travaux ont soulevé chez moi la question de l'obtention et de la précision de paramètres nécessaires au calage et à la validation de ces modèles (tels que la morphologie, topographie et température des calottes). Cette étape de caractérisation des surfaces de calottes polaires me semblait primordiale. Depuis ce moment, autrement dit depuis ma thèse, j'ai toujours travaillé à la **caractérisation de surfaces continentales**, qu'elles soient un désert rocheux Terrestre, la surface Martienne ou un agrosystème, dans le but 1) d'accroître nos connaissances sur le milieu et ainsi notre compréhension de son évolution et 2) d'améliorer la modélisation de processus environnementaux.

Enjeux scientifiques autour des surfaces continentales

Les surfaces continentales terrestres sont classées en cinq grands groupes (d'après la nomenclature de [Corin Land Cover](#)) : 1) les surfaces artificialisées (e.g., zones urbanisées), 2) les zones agricoles (e.g., vignes), 3) les forêts et zones semi-arides (e.g., déserts rocheux), 4) les zones humides (e.g., marais salants) et 5) les surfaces en eau (e.g., calottes glaciaires). **Les enjeux environnementaux, sociaux et économiques de chacune de ces zones sont multiples.** Sans faire un recensement exhaustif de ces enjeux, on peut citer l'importance, pour les *zones agricoles*, de la préservation et de l'utilisation raisonnée des ressources en eau et en sol, le maintien d'une activité économique autour de l'agriculture, l'augmentation de zones agricoles dédiées à la production biomasse forestière ou de cultures à finalité énergétique ou bio-industrielle (pesant sur la capacité globale de mobilisation de terres à des fins alimentaires). En ce qui concerne les *zones semi-arides*, on peut citer l'importance d'étudier la Terre primitive (roches et minéraux reliques du premier milliard d'années) pour caractériser les processus à l'origine de la vie. Et l'étude de la *surface Martienne*, comme analogue de la surface Terrestre primitive, via une caractérisation de sa composition physico-chimique, permettrait également de mieux comprendre les conditions de développement de la vie.

Enjeux scientifiques autour de l'acquisition de données

Pour analyser et comprendre certains de ces enjeux, la modélisation est de plus en plus utilisée (modélisation hydrologique, modélisation de l'érosion, modélisation d'évolution de scénarios d'occupation du sol...). Néanmoins ces modèles requièrent (entre autre) des données précises et spatialisées sur les surfaces, qui s'avèrent trop souvent indisponibles et/ou imprécises.

Les surfaces continentales se caractérisent par leur topographie, composition physico-chimique (en surface et sub-surface), occupation végétale (naturelle ou anthropique) et biologique (faune), et leur utilisation par l'homme (évidemment pas sur Mars...). Pour caractériser de tels objets, plusieurs voies peuvent être envisagées dont l'observation de

terrain, les prélèvements et analyses associées, et l'utilisation d'outils tels que les mesures géophysiques (e.g., la résistivité électrique, gravimétrie) et la télédétection. Les campagnes de terrain ne sont pas toujours réalisables (par exemple sur Mars) et offrent difficilement la densité d'information nécessaire à la modélisation de processus environnementaux. La **télédétection** me semblait être un outil en adéquation avec mon objet (parfois difficile d'accès, souvent de large superficie) et les besoins de la finalité envisagée de modélisation environnementale (haute densité d'information, potentiellement à différentes dates). Plusieurs outils de télédétection existent, qui diffèrent par leur domaine spectral utilisé (Ultraviolet, Visible, Proche Infrarouge, Thermique, Micro-onde) et le système du capteur (actif ou passif). Et aucun capteur ne peut, à lui seul, nous permettre de caractériser une surface en termes de topographie, composition physico-chimique et occupation (anthropique ou naturelle). Il est souvent nécessaire de jongler avec les caractéristiques de différents capteurs (résolution spatiale et spectrale, répétitivité temporelle, qualité du signal), le signal en lui-même (Ultraviolet, Visible, Proche Infrarouge, Thermique, Micro-onde), et les composants présents entre la cible et le capteur (atmosphère, végétaux en surface). De plus la résolution spatiale d'acquisition de données varie d'un capteur à un autre, et n'est pas forcément en adéquation avec la variabilité spatiale des caractéristiques recherchées. Ainsi, la télédétection, bien qu'adaptée à l'étude d'un objet tel que la surface continentale, n'en est pas moins un outil complexe qu'il s'agit de mieux appréhender.

Mes premiers pas en cartographie de surfaces continentales

Mes travaux de thèse au LST (Lyon) et de post doctorat à l'IAS (Paris) ont été consacrés à la **caractérisation de zones semi-arides et arides** dans le but d'accroître nos connaissances sur le milieu et ainsi notre compréhension de son évolution.

Durant mes travaux de thèse j'ai cherché à identifier le capteur ou la combinaison de capteurs en adéquation avec des besoins de cartographie géologique d'une région semi-aride inhabitée et non cultivée (Namibie), support de ressources minérales. Trois types de capteurs ont été étudiés : un imageur satellitaire Multispectral Visible, Proche Infrarouge (Vis-PIR, 400 – 2500) (capteur ASTER), un imageur satellitaire Hyperspectral Vis-PIR (capteur HYPERION), et un imageur aéroporté Gamma-ray. Chacun de ces 3 capteurs avaient fait ses preuves pour la cartographie minéralogique et/ou géologique (concernant ASTER : [Rowan and Mars, 2002](#) ; [Rowan et al., 2003](#) ; [Ninomiya, 2004](#) ; concernant HYPERION : [Cudahy et al., 2001](#) ; [Kruse et al., 2003](#) ; concernant des données gamma-ray : [Wilford et al., 1997](#) ; [Tourlière et al., 2003](#)). Bien que la combinaison de ces capteurs offre une classification d'unité géologique plus fine qu'un seul capteur, l'imagerie hyperspectrale Vis-PIR est la technologie offrant la plus grande source d'information sur la composition géologique d'une surface continentale. En particulier, dans un cas de mélange géologique intra-pixellaire, situation couramment rencontrée dans la nature, la résolution spectrale du capteur Vis-PIR HYPERION permet des cartographies sub-pixellaires de différents matériaux géologiques ([Bayliss et al., 1997](#) ; [Winter, 1999](#) ; [AC2007.2](#)).

Mon passage à l'Institut d'Astrophysique Spatial (IAS, Orsay, France) a été l'occasion d'étudier la caractérisation minéralogique de la surface Martienne, par le biais de l'imagerie hyperspectrale Vis-PIR. Ce travail fut une occasion unique d'étudier la composition d'une surface continentale sans aucune donnée de calibration ni validation, mais en utilisant nos connaissances du milieu terrestre comme référence (e.g., [\[AC2007.1\]](#)). Cette expérience « Martienne » m'a ainsi aidé à construire mes recherches d'aujourd'hui et de demain en

m'interrogeant sur l'interprétation et la validation des cartes issues de données de télédétection.

Un centrage sur la caractérisation des sols

Dans ce mémoire, j'ai pris le parti de ne présenter que mes travaux effectués depuis mon recrutement à l'IRD en 2007 et qui sont consacrés à la caractérisation des sols sur des agrosystèmes pluviaux méditerranéens. Ces agrosystèmes pluviaux méditerranéens sont représentatifs de plusieurs agrosystèmes pluviaux en Afrique du Sud et de l'Est, au Proche Orient et en Amérique du Sud, via les problématiques rencontrées : concentration des précipitations, urbanisation, surexploitation des ressources en eau et en sol, et fragilisation des agricultures familiales. L'UMR LISAH, unité dont je fais partie depuis mon recrutement à l'IRD, s'intéresse aux relations et interactions entre les processus biophysiques (i.e. hydrologiques, bio-géochimiques et écologiques) et les propriétés des paysages (propriétés naturelles telles que le sol et le relief, et propriétés en lien avec l'activité agricole telles que le parcellaire, les cultures, les pratiques agricoles...), en vue de répondre aux enjeux liés aux problématiques précitées (e.g., préservation et utilisation raisonnée des ressources en eau et en sol). La caractérisation des sols et de leurs changements d'états en vue de l'étude du fonctionnement hydrologique et pédologique des paysages cultivés est ainsi un axe fort du projet d'unité. Et c'est par l'utilisation de données hyperspectrales Vis-PIR que je tente d'accroître nos connaissances sur les sols de ces agrosystèmes pluviaux méditerranéens.

Hypothèses et démarche scientifique

Le sol se caractérise par des propriétés que je considère comme pérennes à l'échelle de la décennie (dont la texture, le carbone organique, le carbonate de calcium CaCO_3 , le fer, le pH), des propriétés variables dans le temps (humidité et rugosité de surface) et des matériaux partiellement présents à sa surface (cailloux et végétaux) qui varient également dans le temps. Je qualifie une propriété de sol comme étant « variable dans le temps » si celle-ci est susceptible de varier entre la date d'acquisition de mes données de télédétection et la date de collecte et/ou d'observation sur le terrain de mes données de références. Ces propriétés et matériaux précités influent sur le spectre Vis-PIR (Lobell et Asner, 2002 ; Bend-Dor et al., 2003 ; Denis et al., 2014 ; Bartholomeus et al., 2010). Ainsi un spectre Vis-PIR de sol acquis par télédétection contient une grande richesse d'information, mais l'étude de chacune de ces propriétés et matériaux s'avère complexe de par leurs interactions au sein de la réponse spectrale (e.g., l'humidité affecte l'estimation de la matière organique, Minasny et al., 2011).

Ayant choisi de me concentrer sur l'**estimation de propriétés du sol pérennes**, l'humidité, la rugosité et les matériaux partiellement présents à sa surface sont pour moi des facteurs de perturbations dans la mesure spectrale de ma cible. Considérant la jeunesse de la discipline, il était difficile de me lancer sur la prise en compte et correction de chacun de ces facteurs. Dans mon milieu d'étude (climat de type Méditerranéen subhumide avec une saison sèche prolongée), et compte tenu de l'heure d'acquisition nécessaire des données Vis-PIR (à midi solaire + ou - 2 heures), j'ai considéré l'humidité comme un facteur de perturbation négligeable. En milieu cultivé la rugosité de surface dépend entre autre des pratiques culturales et peut varier d'une parcelle à une autre, voire même à l'intérieur d'une parcelle (en cas de fissures par exemple). Malgré ce fort risque de perturbation dans mes mesures spectrales, j'ai travaillé sur des spectres non corrigés de cet effet de rugosité. Lever

ce verrou fait partie de mes perspectives de recherche (cf Chapitre V). Finalement, les matériaux partiellement présents à la surface du sol (cailloux et végétaux) sont nombreux sur mes terrains d'étude. L'impact de ces matériaux au sein du spectre Vis-PIR est donc potentiellement important et j'ai choisi de prendre en compte ce facteur de perturbation et de le corriger pour rendre possible l'estimation de propriétés pérennes de sol sur de telles surfaces.

Ainsi, partant d'études ayant montré que la spectroscopie Vis-PIR en laboratoire constitue une alternative aux analyses physico-chimiques des sols (e.g., [Viscarra Rossel et al., 2006](#)), et m'appuyant sur les choix précédemment expliqués, j'ai développé des travaux de spatialisation de propriétés pérennes de sol 1) sur des surfaces de sol nu, 2) en prenant en compte la présence partielle de végétation à la surface et 3) en associant un calcul d'incertitude à l'estimation de ces propriétés pérennes. Ces travaux sont exposés en Chapitre II ([Figure 1.1](#), Axe 1).

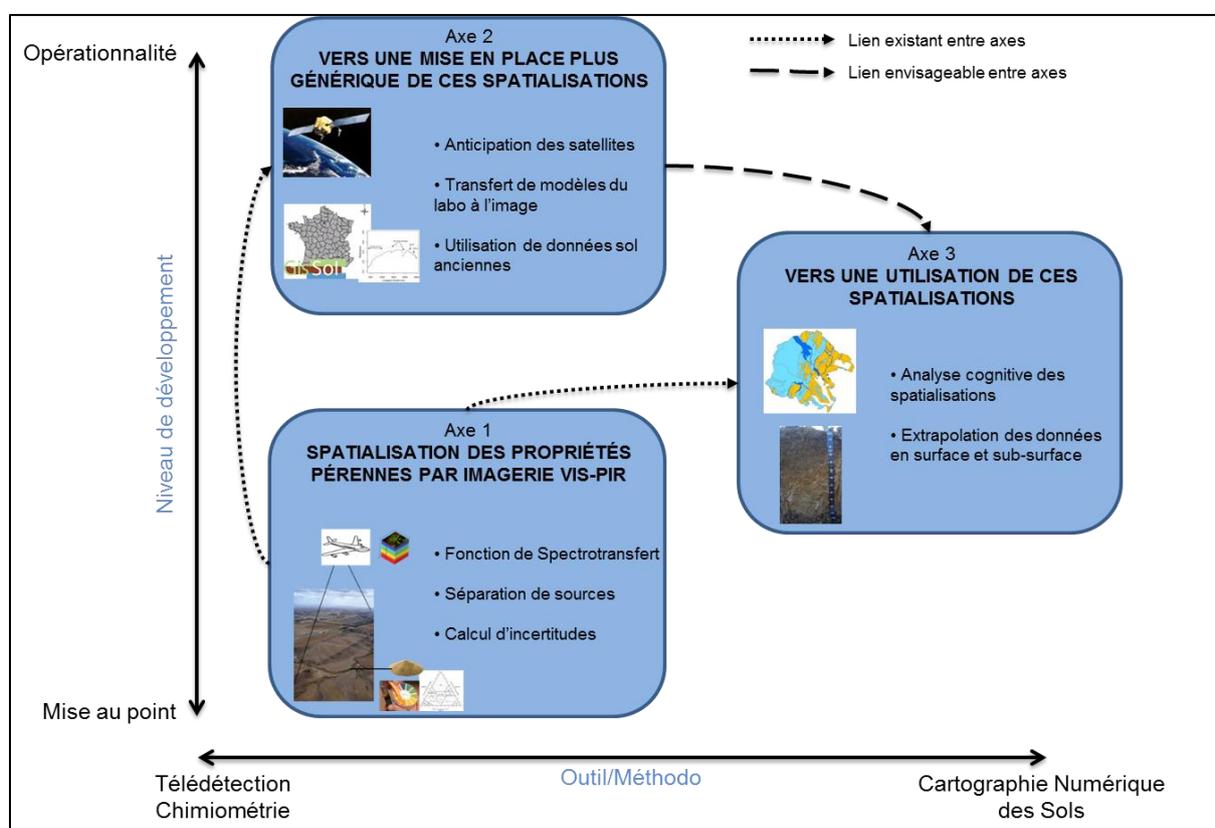


Figure 1.1 : Démarche scientifique personnelle

Une partie de la communauté scientifique travaillant sur la spectroscopie des sols (de laboratoire ou de télédétection) s'intéresse à la comparaison de méthodes pour une meilleure caractérisation de ses composants physico-chimiques (e.g., [Stevens et al., 2010](#) ; [Bayer et al., 2012](#)). En effet le développement de méthodes de prédiction adaptées à chaque type de données (variables explicatives et à expliquer) pourrait permettre d'accroître les précisions de prédictions. Pour ma part, j'ai préféré développer mes travaux principalement autour de la Partial Least Squares Regression (PLSR), qui est la méthode la plus fréquemment utilisée en spectroscopie car adaptée à des variables explicatives en grand nombre et corrélées entre elles (bandes spectrales). Car au-delà de cet enjeu d'amélioration

des précisions de ces estimations de propriétés pérennes de sol, réside un enjeu qui me semble plus prégnant qui est de tendre vers une **démocratisation des spatialisations de propriétés pérennes de sol** en tentant de développer des approches plus génériques d'utilisation de l'imagerie Vis-PIR.

Cet enjeu est en effet particulièrement important dans les pays du Sud qui constituent mon cadre d'étude privilégié, en tant que chercheuse IRD. Dans ces pays, les difficultés d'accès aux données Vis-PIR hyperspectrales et aux données de terrain nécessaires à la calibration des modèles de prédiction de propriétés pérennes de sol sont un frein important à leur utilisation, de par le coût et le temps nécessaires à leurs acquisitions. De plus, la plupart des travaux de spatialisation de propriétés pérennes de sol ont été menés sur des zones entre 10 km² et 600 km² (e.g., [Stevens et al., 2006](#) ; [Selige et al., 2006](#)), et moins de dix sites au monde semblent avoir bénéficié de plus d'une campagne hyperspectrale d'après la littérature. Une mise en place plus générique des spatialisations de propriétés pérennes de sol permettrait de rendre l'accès à l'utilisation de données d'imagerie Vis-PIR moins couteuse en temps et en argent, afin de répondre à cette difficulté d'accès aux données fréquemment retrouvée au Sud, et permettrait une extension spatiale et temporelle des cartographies.

Ainsi, j'ai développé des travaux de spatialisation de propriétés pérennes de sol 1) utilisant des bases de données sol anciennes pour calibrer les modèles d'estimations de propriétés pérennes de sol, 2) associant des bases de données spectrales de laboratoire avec des images Vis-PIR hyperspectrales, et 3) anticipant l'arrivée de futurs satellites Vis-PIR. Ces travaux sont exposés en Chapitre III ([Figure 1.1](#), Axe 2).

Au-delà de la mise en place méthodologique permettant l'estimation spatialisée de ces propriétés pérennes de sol de surface, je me suis interrogée avec l'appui de plusieurs collègues, sur **l'utilisation possible de ces produits issus de l'imagerie vis-PIR**. Ces produits peuvent, à priori, être utilisés dans 1) des approches cognitives, telles que l'amélioration de cartes pédologiques existantes (e.g., par une modification des contours d'unité pédologique), 2) des approches de Cartographie Numérique des Sols qui se définit comme « la création et l'enrichissement de systèmes d'information pédologiques à références spatiales par des modèles numériques inférant les variations spatiales et temporelles des sols et de leurs propriétés à partir d'observations de sol et de données spatiales d'environnement des sols » ([Lagacherie and McBratney, 2007](#)), via l'utilisation de ces produits comme variables d'entrée de modèles de prédiction des sols et 3) des approches de modélisations (hydrologiques, agronomiques ...) via l'assimilation de ces produits dans les modèles. Et mon environnement de travail au sein de l'UMR LISAH est propice à la réflexion collective autour de l'utilisation possible de ces produits issus de l'imagerie vis-PIR, grâce aux travaux réalisés par mes collègues en Cartographie Numérique des Sols et modélisation de processus biophysiques.

Sans être parvenu à aller jusqu'à l'assimilation de ces produits dans des modèles, j'ai développé avec l'appui de collègues 1) une analyse cognitive des estimations spatialisées pour améliorer nos connaissances sur le milieu (par exemple, par une mise à jour de carte pédologique) et 2) des travaux d'extrapolation des estimations en surface et sub-surface. Ces travaux sont exposés en Chapitre IV ([Figure 1.1](#), Axe 3).

J'expose ensuite, en Chapitre V, mes perspectives de recherche pour les prochaines années. Un volet de mon travail de recherche se fera dans la continuité de ma démarche

actuelle, étendue à une problématique de spatialisation d'éléments de surface variables dans le temps (rugosité, couvert végétal, cailloux) qui sont à la fois *i)* des éléments « perturbateurs du signal » pour l'estimation de propriétés pérennes, et *ii)* des déterminants de processus hydrologiques (e.g., ruissellement, infiltrabilité). De ces travaux découleront des recherches autour de la spatialisation des propriétés dites « fonctionnelles » des sols (e.g., infiltrabilité des sols, réserve utile).

Mes terrains d'étude

Les travaux de recherche que je présente dans les trois chapitres qui suivent, ont été réalisés sur deux terrains d'étude : le bassin versant (BV) de La Peyne (France) et le bassin versant du Lebna (Tunisie). Le climat de ces sites d'étude, de type Méditerranéen sub-humide à saison sèche prolongée, rend favorable les acquisitions de données de télédétection optiques sur de larges surfaces de sol nu. Ainsi ces sites sont d'excellentes zones tests pour une étude de données optiques pour la caractérisation des sols. Le **BV de la Peyne**, situé en Languedoc-Roussillon (~80 km²), est caractérisé par une culture viticole (Figure 1.2a). Les sols de ce site, soumis à l'exploitation viticole, se caractérisent par de faibles teneurs en matière organique, et inversement de fortes variations de teneur en carbonate de calcium, argile, et fer. Au cœur d'enjeux de gestion durable des sols pour le maintien de l'activité viticole, ce site est étudié par l'UMR LISAH depuis 1992, et est fortement décrit et caractérisé en terme pédologique, agronomique et hydrologique. Le **BV du Lebna**, situé dans le gouvernorat de Nabeul (~210 km²), concentre une large variété de paysages (des plaines du littoral jusqu'aux reliefs montagneux) et de cultures pluviales (cultures de céréales, légumes et oliviers, prairies de parcours, ...) (Figure 1.2b). Les sols de ce site se caractérisent par de faibles teneurs en limon et carbonate de calcium, et inversement de fortes variations de teneur en argile, sable et fer. Soumise à des problèmes d'érosion et de déficit hydrique, cette région a été l'objet de nombreux programmes de recherche menés conjointement par l'IRD et des partenaires tunisiens tels que la DG/ACTA Sol (Direction Générale des Sols du Ministère de l'Agriculture), l'INGREF (Institut National de la Recherche en Génie Rural, Eaux et Forêts) et l'INAT (Institut National Agronomique de Tunisie).

Sur ces 2 terrains d'étude, je bénéficie de jeux de données acquis en grande partie grâce à l'obtention de contrats de recherche (ANR, TOSCA-CNES) comprenant : des échantillons de sol associés à leurs propriétés physico-chimiques, des bases de données de sol anciennes en lien avec des campagnes de description de fosses pédologiques, des cartes de sols à grande échelle (e.g., carte au 1/5000 sur le BV de La Peyne produite par G. Coulouma, 2008), des spectres Vis-PIR de sol acquis en laboratoire, et des données hyperspectrales Vis-PIR aéroportées (acquises en 2003 sur le BV de la Peyne et en 2010 sur le BV du Lebna).

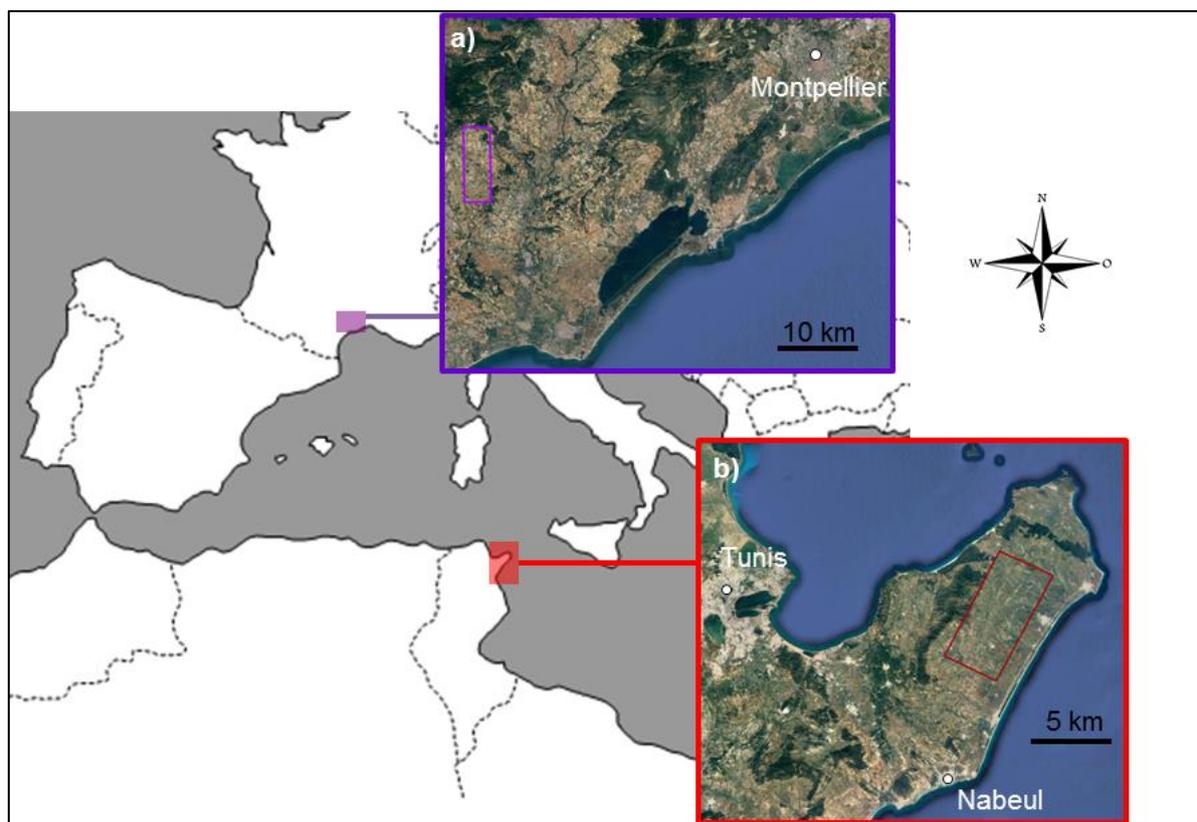


Figure 1.2 : Localisation des deux sites d'études : a) bassin versant de la Peyne en France (le polygone violet localise l'emprise de l'image aéroportée hyperspectrale Vis-PIR que j'utilise dans mes travaux) et b) bassin versant du Lebna en Tunisie (le polygone rouge localise l'emprise de l'image aéroportée hyperspectrale Vis-PIR que j'utilise dans mes travaux).

II. SPATIALISATION DE PROPRIETES PERENNES DE SOL PAR IMAGERIE VIS-PIR

2.1 INTRODUCTION

L'estimation de propriétés pérennes de sol peut être réalisée via le développement de fonctions de spectrotransfert (FST). Une FST f relie la variable y à prédire (propriété pérenne) pour une cible C (surface de sol), à des variables descriptives X (mesures spectrométriques Vis-PIR) mesurées sur cette même cible C (e.g., [Zornoza et al., 2008](#)), suivant : $y=f(X)$. Cette FST f peut être calibrée, offrant des estimations en valeur absolue, ou non calibrée, offrant alors des estimations en valeur relative. En télédétection, la calibration de ces FST repose sur la constitution d'une base de données $[X,y]$ composée de spectres de réflectance Vis-PIR acquis par spectrométrie sur des surfaces de sol nu (variables descriptives X), associés à la propriété de sol d'intérêt mesurée en laboratoire sur un échantillon de surface prélevé sur ces mêmes surfaces de sol nu (variables à prédire y).

Des FST pour l'estimation de propriétés physico-chimiques de surfaces continentales (principalement pour une étude minéralogique) ont initialement été développées via l'analyse de bandes d'absorption et de géométrie du spectre. Le principe général repose sur le calcul d'indices spectraux ([Clark and Roush, 1984](#)) basés soit sur le rapport entre (à minima) deux valeurs de réflectance, soit sur différents modes d'analyse d'une bande d'absorption tels que le calcul de l'aire de la bande d'absorption, la pente entre deux points, le calcul de la profondeur d'absorption maximale, l'asymétrie de la bande d'absorption, etc (e.g., [Escadafal, 1994](#) ; [Madeira Netto et al., 1997](#) ; [Mathieu et al., 1998](#)). De telles fonctions peuvent ou non être calibrées.

Compte tenu de la complexité d'un spectre acquis sur une surface continentale, en particulier le sol, l'utilisation d'indices spectraux peut s'avérer insuffisante pour l'estimation de certaines propriétés. Afin de prendre en compte le spectre dans son ensemble, et non une partie spécifique du spectre, une seconde approche consiste à faire appel à la chimiométrie qui se définit comme l'ensemble des méthodes statistiques, graphiques ou symboliques permettant de mieux comprendre les informations obtenues dans le domaine de la chimie (notion introduite en 1972 par Wold and Kowalski ; e.g, [Geladi and Esbensen, 1990](#)). L'approche chimiométrique consiste ici à rechercher les relations statistiques entre l'ensemble du spectre X (et non une partie spécifique comme précédemment) et la propriété d'intérêt y au moyen de modèles de régression multivariés.

Comme introduit en Chapitre I, la présence d'éléments (tels que des éléments grossiers, des résidus de végétation sèche ou encore de végétation verte), une humidité significative ou une rugosité forte au sein de la cible C perturbe la mesure spectrale X acquise sur cette cible C (e.g., [Ben-Dor et al., 2009](#)). La présence de végétation en surface est considérée comme un facteur de perturbation de premier ordre pour l'estimation de propriétés physico-chimiques sur les surfaces continentales (e.g., [Palacios-Orueta et al., 1999](#)). [Bartholomeus et al. \(2010\)](#) estime qu'au-delà de 5 % de végétation dans les pixels, l'estimation du taux de carbone organique dans le sol de surface est impossible. Les FST f calibrées sur des cibles de sol nu, ne peuvent donc être appliquées qu'aux surfaces de sol nu.

Bien que les spatialisations obtenues à l'issue du développement de ces FST offrent une vision synoptique des propriétés physico-chimiques des surfaces imagées, aucun indice

de qualité ne permet de juger la qualité de ces estimations spatialisées. Les FST sont calibrées et validées sur des bases de données comprenant la plupart du temps moins de 200 sites, pour être appliquées ensuite à des millions de sites (une surface de 12 x 12 km imagée avec une résolution de 5 m, contiendra plus de 5 millions de pixels). Et seuls les indices de qualité des FST (e.g., coefficients de détermination de validation, R_{val}^2 ou Erreur Standard de Prédiction / Standard Error of Prediction, *SEP*) servent de « garant » à la qualité des spatialisations.

Dans ce contexte, mes travaux ont porté successivement sur les aspects suivant : cartographie de propriétés pérennes de sol sur des surfaces continentales nues (décrite en [section 2.2](#)) et des surfaces continentales semi-végétalisées (décrite en [section 2.3](#)), puis cartographie de l'incertitude associée à ces estimations (décrite en [section 2.4](#)).

2.2 CAS DES SURFACES CONTINENTALES NUES

Suite à la mise en évidence du fort potentiel de la spectroscopie Vis-PIR de laboratoire pour l'estimation de propriétés pérennes des sols (e.g., [Ben-Dor and Banin, 1995a et 1995b](#) ; [Viscarra Rossel et al., 2006](#)), différents travaux de cartographie de ces mêmes propriétés des sols ont été initiés à partir de données hyperspectrales aéroportées Vis-PIR sur des surfaces de sol nu (e.g., [Ben-Dor et al., 2002](#) ; [Selige et al. 2006](#) ; [Stevens et al., 2010](#)). Pour notre part nous avons mené une étude de spatialisation de huit propriétés pérennes¹ de sol (argile, sable, limon, Carbonate de Calcium CaCO_3 , fer, pH, carbone organique et Capacité d'Echange Cationique CEC) à partir des données hyperspectrales Vis-PIR AISA-DUAL aéroportées collectées sur le bassin versant du Lebna en Tunisie (300 km²) à une résolution spatiale de 5 m ([Figure 1.2b](#)). L'intérêt de nos travaux repose sur trois points : *i*) la superficie couverte par les données hyperspectrales est une des plus importantes jusqu'ici étudiées et donc couvre une grande variabilité pédologique, *ii*) la gamme de propriétés de sol d'intérêt est une des plus larges jusqu'alors étudiée et *iii*) les FST calibrées avec succès ont été appliquées à l'ensemble des surfaces de sol nu de la zone d'étude permettant ainsi une analyse détaillée du bénéfice et des limites de cartes d'estimation de propriétés pérennes de sol.

Pour chacune des huit propriétés de sol d'intérêt, une FST reliant les variables y à prédire (propriété de sol) aux variables descriptives X (mesures Vis-PIR aéroportées acquises par le capteur AISA-DUAL ; 400 - 2500 nm), a été construite à partir de modèles Partial Least Square regression (PLSR, [Tenenhaus, 1998](#)) et en utilisant une base de 129 données de calibration $[X,y]$ et sans données de validation. D'après l'analyse des coefficients de détermination de calibration R_{cal}^2 et l'Erreur Standard de Calibration (Standard Error of Calibration – *SEC*), seules quatre propriétés de sol peuvent être estimées sur notre zone d'étude, par des FST calibrées à partir des données Vis-PIR aéroportées AISA-DUAL : l'argile, le sable, le fer et la CEC.

¹ Je rappelle que je qualifie une propriété de sol comme étant « pérennes » si celle-ci n'est pas susceptible de varier entre la date d'acquisition de mes données de télédétection et la date de collecte et/ou d'observation sur le terrain de mes données de références.

Résultat Marquant :

Cette étude nous a permis de confirmer les deux règles identifiées initialement par [Ben-Dor et al. \(2002\)](#), que doivent respecter les propriétés de sol pour pouvoir être prédites par imagerie hyperspectrale Vis-PIR [C2012.1] :

- 1) la propriété de sol d'intérêt doit avoir une signature spectrale marquée, liée à un composant chimique ou une structure physique associée (condition vérifiée dans notre cas pour l'argile et le fer), et/ou être corrélée à une propriété de sol ayant une signature spectrale marquée (condition vérifiée dans notre cas pour le sable et la CEC).
- 2) et la propriété de sol d'intérêt doit avoir une large gamme de valeur sur le site donné (condition vérifiée dans notre cas pour les quatre propriétés prédictibles).

Appliquées à l'ensemble des pixels de sol nu de l'image AISA-DUAL du bassin versant du Lebna, ces FST ont permis l'obtention de cartes d'argile texturale, de sable, fer et CEC sur un large territoire (48 % de 300 km²) et à haute résolution spatiale (5 m). L'analyse de la carte d'estimation d'argile texturale a permis de mettre en évidence un modèle de sol régional complexe sur la zone d'étude, principalement dû à des variations de la lithologie ([Figure 2.1](#)). En milieu cultivé, le travail du sol entraîne une redistribution du sol sur le premier horizon cultivé. Ainsi, malgré la faible pénétration en surface des ondes électromagnétiques dans le Vis-PIR (pénétration de l'ordre de leur longueur d'onde, i.e. autour du μm), chaque estimation de propriétés physico-chimiques de sol de surface faite par imagerie Vis-PIR peut être considérée comme représentative du premier horizon cultivé, élargissant ainsi encore un peu plus, la portée de ces résultats.

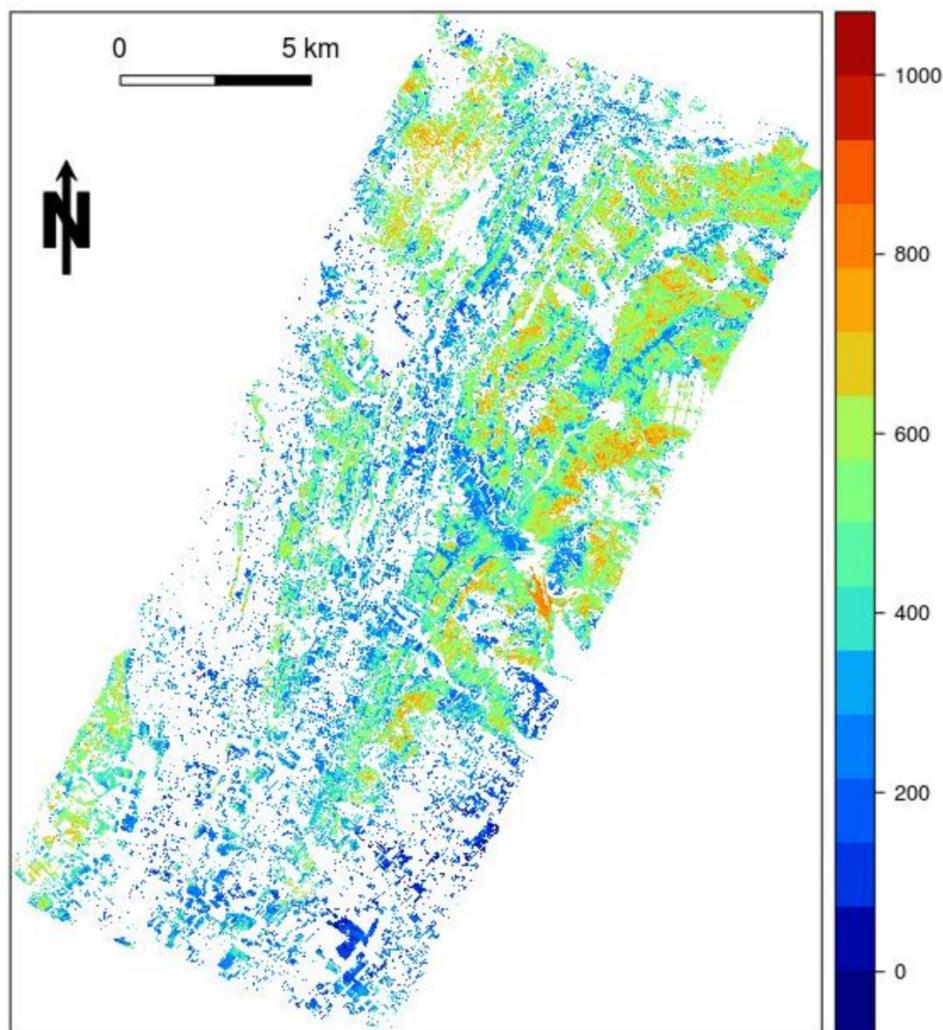


Figure 2.1 : Cartographie de la teneur en argile texturale, obtenue par traitement de données hyperspectrales aéroportées AISA-DUAL (résolution spatiale de 5 m) à partir d'un modèle d'estimation PLSR [C2012.1]. Les zones en blancs correspondent aux pixels masqués (zones de végétation et urbaines).

2.3 CAS DES SURFACES CONTINENTALES SEMI-VEGETALISEES

Les méthodes développées jusqu'à présent en télédétection hyperspectrale Vis-PIR pour l'estimation de propriétés pérennes de sol de surface restent inopérantes en présence de végétation (e.g., Selige et al., 2006 ; Stevens et al., 2010 ; AC2008.2 ; AC2012.2 ; C2012.1). Dans ce contexte, nous avons mis en place une approche dédiée à la spatialisation de propriétés de sols sur les surfaces semi-végétalisées. Cette approche, appelée « Double Séparation de Sources » (DSS), consiste à 1) estimer le spectre Vis-PIR de sol \hat{X}_{sol} à partir de n spectres Vis-PIR « mixtes » X_{mix} en utilisant une méthode de Séparation Aveugle de Sources, puis 2) estimer une propriété physico-chimique du sol, à partir du spectre de sol estimé \hat{X}_{sol} en utilisant une FST. Ces travaux ont été menés dans le cadre de la thèse de W. Ouerghemmi que j'ai co-encadré entre 2011 et 2014.

Cette approche a été développée et testée sur des sites tests semi-végétalisés extraits de données hyperspectrales HyMap aéroportées collectées sur le bassin versant de La Peyne (Languedoc-Roussillon, France) avec une résolution spatiale de 5 m (Figure 1.2a). Ces sites tests semi-végétalisés sont couverts à minima de vigne verte et de sol. Et des éléments grossiers et de la végétation basse (herbe sèche et/ou verte, litière) peuvent également être présents en surface. Chaque site test correspond à une grille de 3x3 pixels HyMap, soit 15x15 m, pour laquelle 1) la propriété physico-chimique « vraie » est connue au niveau du pixel central de la grille, et 2) les propriétés physico-chimiques du sol (et donc les spectres X_{sol} correspondant), sont supposées invariables à l'échelle de 15x15 m. Cette approche a été testée pour l'estimation du taux d'argile texturale. La première étape de l'approche développée est basée sur la séparation aveugle de sources (ou Blind Source Separation – BSS, Ans et al, 1985 ; Jutten & Héroult, 1991) qui consiste à estimer p signaux sources inconnus à partir de n signaux observés « mixtes », sans connaissance à priori de l'abondance des signaux sources au sein des n mélanges (Etape 1, Figure 2.2). La seconde étape de l'approche consiste à estimer le taux d'argile textural à partir du spectre de sol estimé \hat{X}_{sol} en utilisant une FST f calibrée sur pixels de sol nu [AC2008.3 ; AC2012.2] (Etape 2, Figure 2.2).

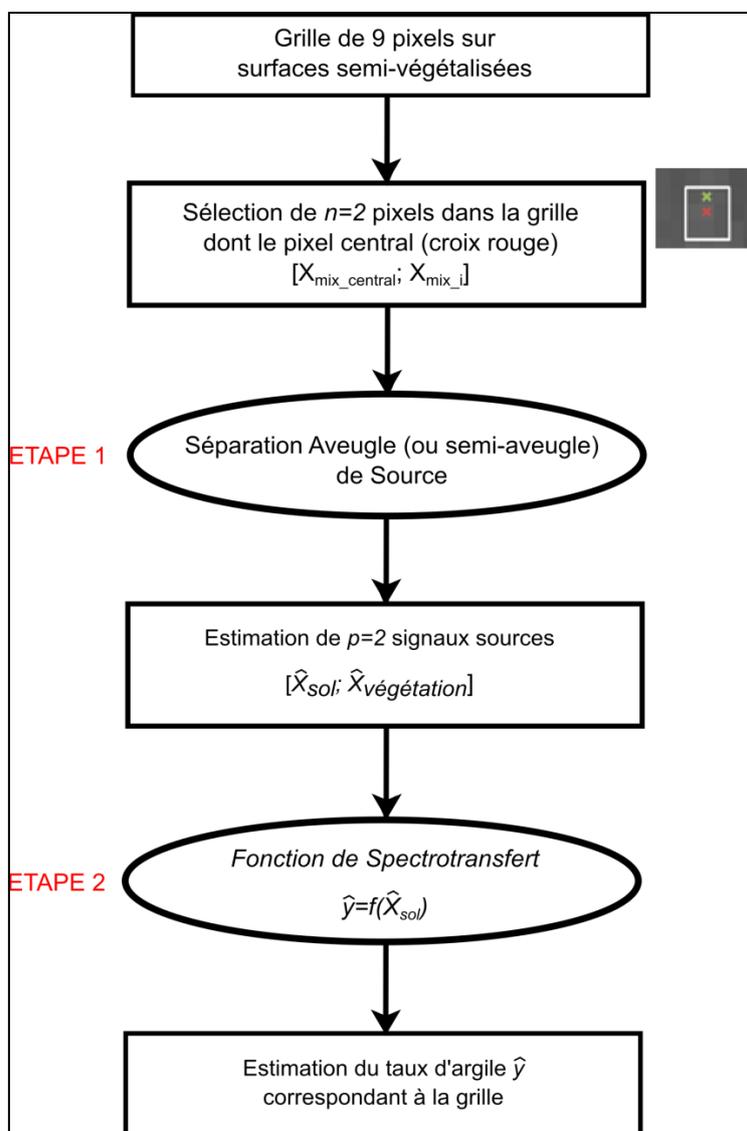


Figure 2.2 : Schéma de l'approche de « Double Séparation de Sources » (DSS).

Les premiers travaux ont donné lieu à des résultats encourageants [AC2011.1], mais leurs portées étaient faibles de par certains de nos choix. En effet l'approche a été initialement testée :

- sur un trop faible nombre de sites (seulement 10 sites), ne permettant pas de considérer l'ensemble de la variabilité pédologique et de la variabilité de couverture végétale du site d'étude.
- en réalisant l'étape d'estimation du spectre Vis-PIR de sol \hat{X}_{sol} , à travers un algorithme appartenant à la famille de l'Analyse en Composantes Indépendantes (Independent Component Analysis - ICA, Common, 1994). Or la résolution de problèmes de Séparation Aveugle de Sources par l'ICA est basée sur des hypothèses non vérifiées dans notre contexte. En effet l'ICA est basée sur les hypothèses suivantes (Common, 1994) : 1) les signaux sources \hat{X}_{sol} à extraire à partir des n spectres de mélanges X_{mix} sont supposés être statistiquement indépendants entre eux et 2) au plus un des signaux sources \hat{X}_{sol} peut suivre une distribution normale (gaussienne). Or les spectres de réflectance de sol et de végétation sont très corrélés entre eux, violant l'hypothèse d'indépendance statistique entre eux. De plus il est fréquent que les spectres de réflectance de sol et de végétation suivent des distributions normales.

Par la suite, des améliorations ont été apportées à cette approche en prenant en compte à la fois le contexte de l'étude et la connaissance a priori que nous en avons [AC2016.2]. Deux améliorations ont porté sur l'étape d'estimation du spectre Vis-PIR de sol \hat{X}_{sol} (Etape 1, Figure 2.2) :

- L'utilisation d'un algorithme appartenant à la famille de la Factorisation en Matrice Non-Negatives (Non-negative Matrix Factorisation – NMF, Lee and Seung, 2001) et reposant sur des hypothèses admissibles vis à vis de notre contexte en lieu et place de l'algorithme ICA. Cet algorithme NMF suppose la positivité des sources \hat{X}_{sol} (la réflectance est bien une grandeur physique positive) et de leurs abondances.
- Une initialisation de l'algorithme NMF à travers l'utilisation de spectres de terrain représentatifs des matériaux recherchés (un spectre de sol et un spectre de feuille de vigne verte) qui remplace l'initialisation aléatoire standard et permet une meilleure convergence vers la solution.

De plus, une amélioration a également porté sur l'étape d'estimation de la propriété de sol recherchée, à partir du spectre de sol estimé \hat{X}_{sol} (Etape 2, Figure 2.2) :

- Le biais des estimations d'argile obtenues à partir des spectres de sol estimés \hat{X}_{sol} a été corrigé, en aval de la fonction de spectrotransfert.

Finalement cette approche a été testée sur un nombre plus important de sites tests (54 sites), permettant ainsi de considérer une plus grande variabilité en terme pédologique et végétale [AC2016.2].

Résultat Marquant :

L'approche décrite ci-dessus et appliquée aux pixels semi-végétalisés dont l'indice spectral NDVI est inférieur à 0.55, nous a permis de spatialiser environ 63 % de la surface de la zone d'étude avec un SEP de 49 g/kg (Figure 2.3b, [AC2016.2]) (contre 4% de la surface avec la fonction de spectrotransfert classique f applicable uniquement sur surfaces de sol nu). Cette

performance d'estimation de taux d'argile par approche DSS peut paraître modeste, mais est néanmoins presque équivalente à la performance de la FST appliquée sur sol nu (*SEP* de 44.5 g/kg) (Figure 2.3a, [AC2008.3] et [AC2012.2]). Finalement, la structure spatiale de l'argile texturale prédite par DSS sur surfaces semi-végétalisées dont l'indice spectral NDVI est inférieur à 0.55, est cohérente vis à vis de la structure spatiale de l'argile texturale prédite sur sol nu.

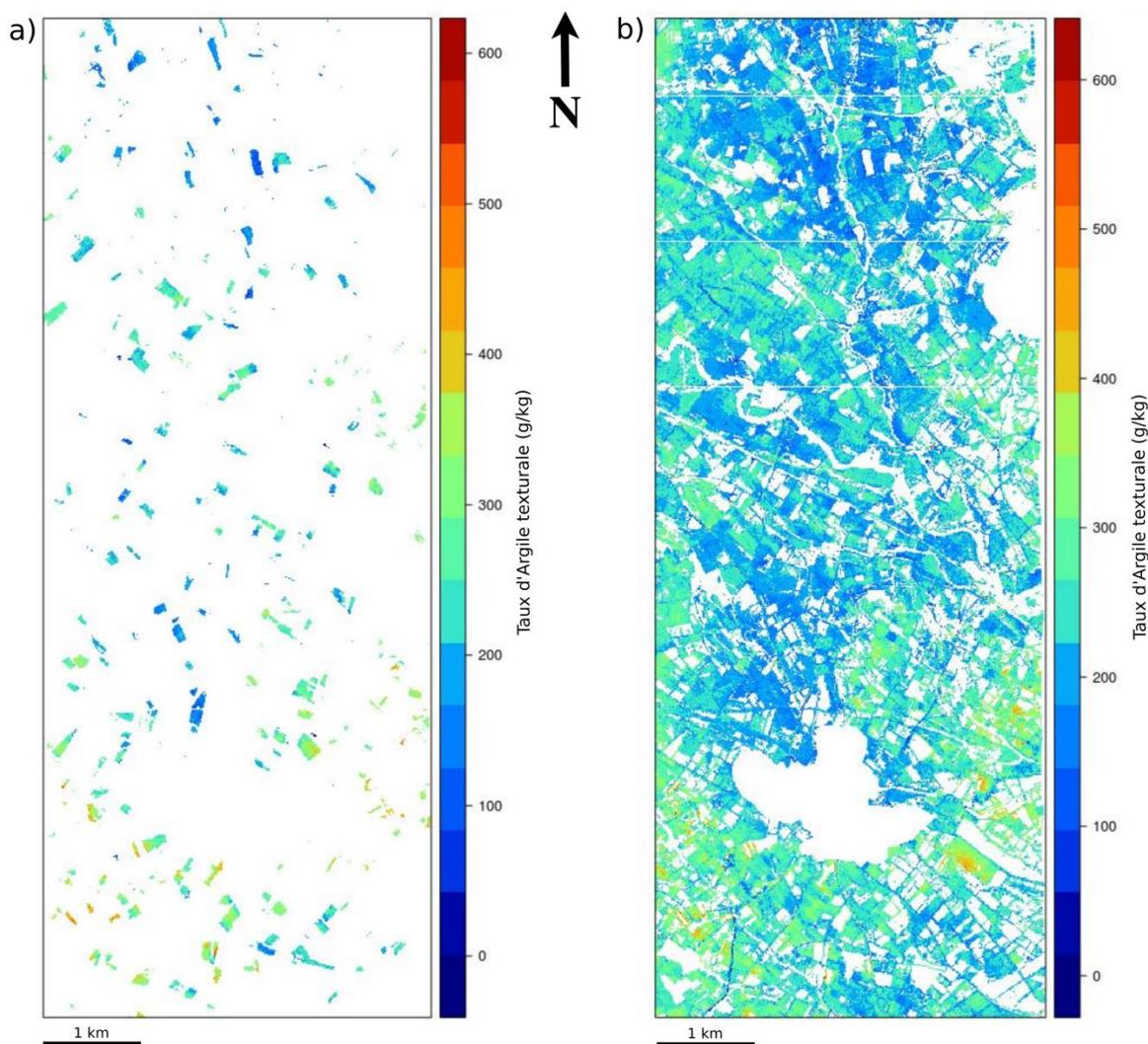


Figure 2.3 : Carte de taux d'argile estimés a) sur les surfaces de sol nu par application de la FST mise en place dans [AC2008.3 ; AC2012.2] (soit 4% de la zone d'étude) b) sur les surfaces semi-végétalisées dont le NDVI est inférieur à 0.55 par application de la DSS (soit 63% de la zone d'étude) [AC2016.2].

2.4 INCERTITUDE ASSOCIEE AUX ESTIMATIONS

Bien que ces spatialisations (Figures 2.1 et 2.3) offrent une vision synoptique des propriétés physico-chimiques des surfaces imagées, aucun indice de qualité ne permet de juger la qualité de ces estimations spatialisées. Sur le bassin versant du Lebna, 129 pixels ont été utilisés pour calibrer des FST, et les FST ont alors été appliquées à plus de 4,9 millions de

pixels sur sol nu (Figure 2.1). Et seuls les indices de qualités (coefficients de détermination de calibration R_{cal}^2 et l'Erreur Standard de Calibration ou Standard Error of Calibration – SEC) des FST servent de « garant » à la qualité de ces spatialisations.

J'ai ainsi cherché à associer à chaque taux d'argile texturale estimé sur le bassin versant du Lebna à partir de données hyperspectrales AISA-DUAL aéroportées (Figure 2.1, [C2012.1]), une carte d'incertitude. L'incertitude se définit comme étant « le paramètre associé au résultat de l'action de mesurer qui caractérise la dispersion des valeurs qui pourraient raisonnablement être attribuées à l'action de mesurer ». Chaque estimation est issue d'une chaîne d'opérations, entraînant chacune une source d'incertitude :

- L'incertitude des spectres, due à une éventuelle répétition d'acquisition instrumentale (I_d) et au positionnement spatial de l'acquisition de ces spectres (I_s). Cette incertitude des spectres est supposée identique entre les spectres de calibration et de validation et l'incertitude I_d est supposée négligeable dans notre étude, en comparaison de l'incertitude I_s .
- L'incertitude des analyses physico-chimiques de référence (I_y). Cette incertitude I_y est supposée négligeable dans notre étude.
- L'incertitude de la FST (I_m) est causée par deux facteurs principaux : l'incertitude I_c intègre le choix des données de calibration lors de la construction du modèle et l'incertitude I_d intègre le choix de la dimension du modèle (e.g., nombre de valeurs latentes choisies dans un modèle PLSR).

Plusieurs calculs d'incertitude ont été proposés et analysés au cours de ces travaux [AC2015-1] :

- Une procédure de bootstrap a été utilisée pour développer n fonctions de spectrotransfert f , utilisant le modèle PLSR, et donnant lieu à n estimations d'argile \hat{y} pour chaque spectre Vis-PIR étudié. Chaque FST f diffère par la sélection de la base de données de calibration (tirage avec remise dans l'ensemble des 129 couples $[X, y]$ disponibles sur la zone d'étude). La variance des n estimations \hat{y} associées à un pixel est supposée représenter la somme de toutes les incertitudes et est considérée comme la variance « vraie » dans notre étude $var(\hat{y})$.
- Deux distances spectrales entre l'espace des spectres de calibration (utilisés pour construire les FST f) et le spectre Vis-PIR pour lequel le taux d'argile et l'incertitude associée sont recherchés, ont été calculées : la distance de Mahalanobis, utilisant l'espace ACP (Analyse en Composantes Principales) des spectres de calibration, et le Leverage, utilisant l'espace du modèle multivarié PLS des spectres de calibration. Ces calculs d'incertitudes représentent l'incertitude de la FST (I_m).
- Une modélisation de la variance des estimations, mise en place par Fernandez-Ahumada et al. (2012), a été utilisée et se décompose en trois termes, dont les plus importants sont :
 - Un terme $T1$ reflète l'incertitude liée au positionnement géographique du pixel Vis-PIR étudié au sein de l'image et de l'échantillon de sol qui lui est associé lors de l'utilisation de couples $[X_{cal}, Y_{cal}]$. Ce calcul d'incertitude représente l'incertitude liée au positionnement spatial de l'acquisition de ces spectres (I_s).
 - Un terme $T2$ reflète l'incertitude liée à la variance des b-coefficients des N FST f . Ce calcul d'incertitude représente l'incertitude liée à la construction de la FST (I_m).

Résultats Marquants :

Cette étude nous a permis d'identifier les sources d'incertitudes et de les hiérarchiser [AC2015-1]. En particulier, la construction des modèles d'estimation PLSR (par exemple le choix de la base de données de calibration) s'avère une cause d'incertitude plus importante que le positionnement géographique des pixels Vis-PIR étudiés au sein de l'image et des échantillons de sol utilisés pour la calibration. Les fortes incertitudes liées au positionnement géographique (terme $T1$) sont localisées aux limites de parcelles et dans les zones urbaines (pixels de non-sol qui auraient dû être masqués) (Figure 2.4c). Les fortes incertitudes liées à la construction des fonctions PLSR (terme $T2$) sont localisées au sein de certaines parcelles et dans les zones urbaines (pixels de non-sol qui auraient dû être masqués) (Figure 2.4d). Enfin la spatialisation de la variance « vraie » permet également de localiser des pixels de non-sol qui devraient être masqués (zones urbaines) (Figure 2.4b).

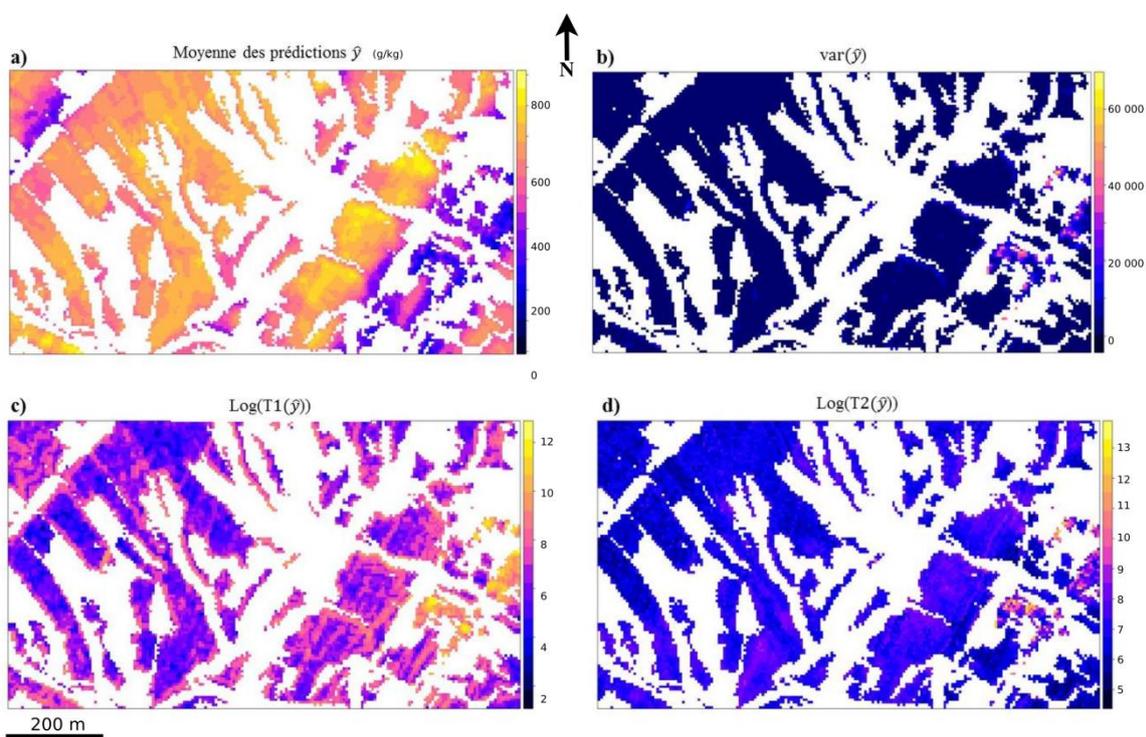


Figure 2.4 : Cartes centrées sur le bassin versant élémentaire de Kamech (sous-bassin du Lebna, Tunisie) a) des valeurs estimées d'argile \hat{y} , b) de la "vraie" variance $var(\hat{y})$, c) du terme $T1$, et d) du terme $T2$ [AC2015-1]. Les zones en blanc correspondent à des pixels préalablement masqués.

Cette étude a montré le bénéfice des cartes d'incertitude liée aux prédictions de propriétés de sol, pour *i*) effectuer une meilleure identification des surfaces de sol nu en amont de l'étape de spatialisation des taux d'argile (diminution d'erreur dans le masque de non-sol, jusque-là simplement basé sur des indices de végétation verte et sèche, e.g., Madeira Netto et al., 2006), *ii*) mieux définir l'échantillonnage de sol de surface et donc la base de données de calibration (e.g., augmenter la densité de l'échantillonnage sur les surfaces associées à de fortes incertitudes) et *iii*) mieux caractériser la qualité des spatialisation de propriétés de sol.

2.5 SYNTHÈSE

A travers les travaux présentés dans ce chapitre, j'ai contribué à démontrer le potentiel de l'imagerie Visible-Proche Infra-Rouge hyperspectrale pour la cartographie de propriétés pérennes des sols, à des résolutions spatiales fines et sur de grandes étendues, dans un contexte d'agrosystèmes pluviaux Méditerranéens. J'ai également contribué à développer des approches raisonnées d'estimation de propriétés pérennes des sols par imagerie Vis-PIR en contexte semi-végétalisé, et d'estimation des incertitudes associées aux estimations de propriétés pérennes des sols. Ces développements ont bénéficié de grand nombre de travaux antérieurs en spectroscopie Vis-PIR de laboratoire et ont été réalisés dans un contexte de forte demande de données physico-chimiques à haute densité spatiale. L'ensemble de ces travaux permet d'envisager ainsi l'imagerie Vis-PIR hyperspectrale comme un outil de prédilection pour la spatialisation de propriétés pérennes des sols de surface.

III. VERS UNE MISE EN PLACE OPERATIONNELLE DE CES SPATIALISATIONS

3.1 INTRODUCTION

A l'heure actuelle, les FST mises en place à partir d'images hyperspectrales Vis-PIR pour la cartographie de propriétés pérennes de sol sont construites en utilisant des spectres de pixels de l'image (variables descriptives X) associés aux propriétés physico-chimiques (variables prédictives y) mesurées sur des échantillons recueillis sur le terrain sur ces mêmes pixels. Et les collectes d'échantillons de terrain et d'acquisition Vis-PIR ne sont jamais espacées de plus de 8 ans afin de rester dans des conditions similaires. Bien que les potentialités de ces données Vis-PIR couplées à des techniques telles que présentées en [section 2.2](#), aient été démontrées, plusieurs facteurs limitent la démocratisation de ces techniques et l'expansion de ces cartographies. Ces facteurs sont les coûts (en argent et en temps) de collecte d'échantillons de sol de surface sur les sites imagés, de mesures physico-chimiques de ces mêmes échantillons, et d'acquisition de données hyperspectrales Vis-PIR. Pour pallier ces facteurs limitants, trois approches ont été développées :

- L'approche (1) consiste à calibrer les FST en utilisant des mesures physico-chimiques y de sol réalisées dans le cadre d'anciens programmes de cartographie. Ces données pédologiques anciennes sont le produit de plusieurs décennies de campagnes pédologiques dans le monde. De telles données sol anciennes ont déjà été utilisées de manière opérationnelle pour des travaux de cartographie de sol à l'échelle régionale ([Vaysse and Lagacherie, 2015](#)), continentale ([Viscarra Rossel, 2015](#)) et globale ([Hengl et al, 2015](#)). Dans notre contexte, ces données pédologiques anciennes, localisées sur ou proche de l'emprise des images Vis-PIR considérées, pourraient être utilisées en substitution des mesures physico-chimiques réalisées sur des échantillons prélevés spécialement sur le site imagé.

- L'approche (2) consiste à calibrer les FST en utilisant des bases de données spectrales Vis-PIR acquises en laboratoire couplées à des mesures physico-chimiques [X_{lab} , y], puis à appliquer ces mêmes FST sur des données spatiales X_{im} (e.g., [Schwanghart and Jarmer, 2011](#) ; [Jarmer, 2013](#)). Des bases de données [X_{lab} , y] locales, nationales (base de données RMQS en France, [Arrouays et al., 2002](#), et base de données du Danemark, [Knadel et al., 2012](#)), continentale (base de données Européenne LUCAS ; [Toth et al., 2013](#)) et mondiale (Global Spectral Library, [\[AC2016.1\]](#)) pourraient ainsi se substituer aux campagnes de collecte d'échantillons et de mesures physico-chimiques réalisées jusqu'à présent sur les sites imagés.

- L'approche (3) consiste à étudier le potentiel des données Vis-PIR de capteurs satellitaires actuellement en préparation. Les capteurs hyperspectraux Italien PRISMA (PRecursores IperSpettrale della Missione Applicativa) ([Stuffer et al., 2007](#)) et Allemand EnMAP (Environmental Mapping and Analysis Program, <http://www.enmap.org/>) ([Lopinto and Ananasso, 2013](#) ; [Giampaolo et al., 2008](#)) sont planifiés pour un lancement en 2018. Par ailleurs, trois autres capteurs hyperspectraux sont actuellement à l'étude : le capteur Américain HypSIRI (Hyperspectral Infrared Imager, hypspiri.jpl.nasa.gov), le capteur Italo-Israélien SHALOM (Spaceborne Hyperspectral Applicative Land and Ocean Mission) ([Bussoletti, 2012](#) ; [Ben-Dor et al., 2014](#)) et le capteur français HYPXIM (HYPerspectral X

Imagery) (Carrere et al., 2013 ; Briottet et al., 2013). De plus, les capteurs multispectraux WV-3 (Kruse and Perry, 2013) et SENTINEL 2 (ESA, 2011 ; Drusch et al., 2012) sont désormais disponibles.

Dans la suite de ce chapitre, des travaux relatifs aux trois approches précitées sont successivement exposés.

3.2 UTILISATION DE BASE DE DONNEES PEDOLOGIQUES ANCIENNES

Les surfaces continentales sont étudiées depuis des décennies via des campagnes de terrain donnant lieu à des prélèvements, des carottages, ainsi que des analyses physico-chimiques et minéralogiques associées. Au-delà de l'utilisation de ces données de terrain pour une cartographie pédologique et/ou géologique des sites étudiés, ces données sont archivées mais rarement ré-exploitées.

L'approche (1) a consisté à utiliser ces données sol anciennes localisées sur ou proche de l'emprise des images Vis-PIR considérées, pour construire des FST applicables sur ces mêmes images Vis-PIR [AC2016.3]. Ces données sol anciennes comportent deux inconvénients qu'il s'agit de prendre en compte dans cette approche. Tout d'abord, les sites anciennement échantillonnés (et pour lesquels une mesure physico-chimique y est disponible) ne sont localisés que très rarement à la fois sur l'emprise des images Vis-PIR considérées et sur des surfaces de sol nu au moment de l'acquisition de ces mêmes images Vis-PIR. Donc il paraît peu probable de pouvoir constituer une base de données de calibration $[X_{im}, y]$ constituée de spectres de pixels de l'image (X_{im}) associés aux propriétés physico-chimiques (y) mesurées sur des échantillons recueillis sur le terrain lors d'anciennes campagnes sur ces mêmes pixels. D'autre part, ces bases de données anciennes de mesures y sont bien souvent affectées par des biais générés par des différences de date de collecte, de protocoles d'échantillonnage ou encore de méthodes de mesures physico-chimiques (e.g., Baume et al., 2011).

L'approche mise au point pour utiliser des données sol anciennes y (en substitution des traditionnelles mesures physico-chimiques réalisées sur des échantillons prélevés spécialement sur le site imagé), consiste en 3 étapes successives :

- Un indice spectral est utilisé pour estimer en valeur relative la propriété de sol d'intérêt \hat{y}_1
- Les valeurs estimées \hat{y}_1 de la propriété de sol d'intérêt sont alors normalisées afin d'obtenir des valeurs estimées \hat{y}_2 . Pour cela, une transformation Box-Cox est appliquée aux valeurs estimées \hat{y}_1 afin de transformer leur distribution en distribution normale (Legendre and Legendre, 1998).
- Les valeurs estimées \hat{y}_2 sont alors centrées et réduites en utilisant les propriétés physico-chimiques d'une base de données sol ancienne (y_{cal}), afin d'obtenir des valeurs estimées \hat{y}_3 ayant la même moyenne et le même écart type que la base de données sol ancienne utilisée.

Cette approche a été testée pour l'estimation du taux d'argile texturale à partir des données

hyperspectrales AISA-DUAL aéroportées acquises sur le bassin versant du Lebna (rectangle rose, Figure 3.1), une base de données « de référence » (points rouges, Figure 3.1) et de 3 bases de données sol que nous considérons comme « anciennes » (points verts, jaunes et bleus, Figure 3.1). Ces 3 bases de données sol dites « anciennes » comprennent des analyses physico-chimiques (dont le taux d'argile texturale) réalisées sur le premier horizon de sol lors d'étude de profils pédologiques, et diffèrent par leur date de campagne de terrain, le protocole d'échantillonnage, la méthode d'analyse physico-chimique et la couverture géographique couverte. L'indice spectral utilisé est l'indice d'argile proposé par Levin et al. (2007) utilisant 3 bandes spectrales à $\lambda_1 = 2133$ nm, $\lambda_2 = 2225$ nm and $\lambda_3 = 2209$ nm.

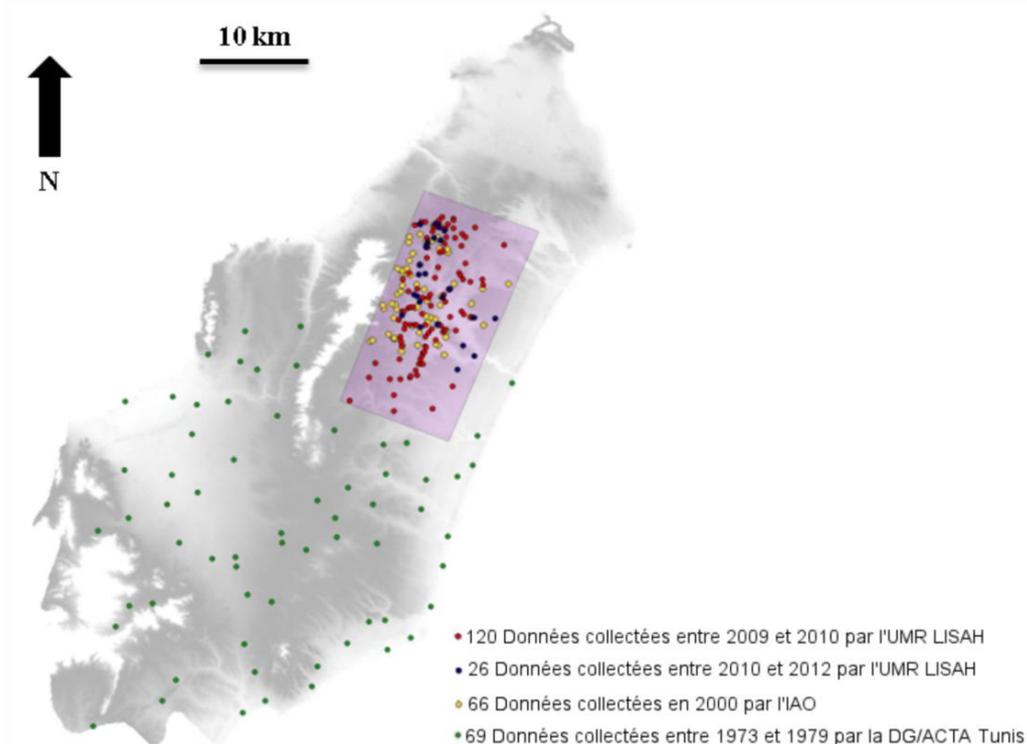


Figure 3.1 : Localisation des 3 bases de données « anciennes » issues de descriptions de profils de sol (seul le premier horizon est utilisé et est assimilé à la donnée de surface), de la base de données de référence (en rouge) et de l'emprise de la donnée hyperspectrale AISA-DUAL (rectangle rose), sur un Modèle Numérique de Terrain.

Résultat Marquant :

L'approche décrite ci-dessus nous a permis de montrer que les estimations d'argile texturale issues de l'indice spectral de Levin et al. (2007) sans calibration (valeurs relatives de prédiction), ont une faible précision (faible R^2 , associé à un fort *biais* et *SEP*) [AC2016.3]. En effet la performance de prédiction (autrement dit la précision des valeurs relatives des estimations) est dépendante du biais contenu dans les bases de données anciennes utilisées.

La correction de la distribution et de la moyenne des valeurs d'argile estimées, en utilisant les bases de données anciennes, permet une amélioration de la précision de prédiction (augmentation du R^2 et diminution du *biais* et *SEP*). Et il est préférable d'utiliser un faible nombre de données anciennes localisées sur l'emprise de l'image hyperspectrale, plutôt qu'un grand nombre de données anciennes dispersées en dehors de cette emprise.

Enfin, quel que soit la base de données anciennes utilisée pour corriger la distribution et de la moyenne des valeurs d'argile estimées \hat{y}_2 , le résultat de spatialisation offre une mise en évidence des structures pédologiques (alternance de bandes de grès et de marne). Autrement dit, les cartes d'estimations \hat{y}_3 constituent de nouvelles sources d'information spatiale pédologique.

3.3 UTILISATION DE BASE DE DONNEES SPECTRALES DE SOL DE LABORATOIRE

Pour un nombre d'échantillons de sol équivalent, les FST calées sur des spectres X_{im} extraits d'une image Vis-PIR hyperspectrale sont moins performantes que les FST calées sur des spectres X_{lab} acquis en laboratoire dans des conditions expérimentales contrôlées. De plus, des bases de données [X_{lab}, y] nationales (RMQS, [Arrouays et al., 2002](#) ; Danemark, [Knadel et al., 2012](#)), continentales (Européenne LUCAS, [Toth et al., 2013](#)) et mondiales (Global Spectral Library, [\[AC2016.1\]](#)) ont récemment vu le jour, venant compléter les bases de données locales.

Afin de bénéficier à la fois de la haute qualité des mesures spectrales de laboratoire X_{lab} et de la disponibilité de large bases de données (nationales, continentales et mondiales), nous avons mis en place une série de travaux (approche (2)) dans l'optique d'utiliser des bases de données spectrales Vis-PIR acquises en laboratoire, pour prédire les propriétés pérennes de sol à partir d'imagerie Vis-PIR hyperspectrale, en suivant un processus en trois étapes successives :

Étape 1 (Figure 3.2, Flèche Verte) : Des données spectrales labo X_{lab} acquises sur des échantillons prélevés sur une surface d'étude A (BD_Lab_A), sont utilisées pour caler une FST, qui est ensuite appliquée à des données spectrales labo X_{lab} acquises sur des échantillons prélevés sur une surface d'étude B (BD_Lab_B), où B est inclus dans A et où la superficie de B est bien inférieure à la superficie de A [\[AC2014.1\]](#). Ce travail est décrit en [section 3.3.1](#).

Étape 2 (Figure 3.2, Flèche bleue) : Des données spectrales labo X_{lab} acquises sur des échantillons prélevés sur une surface d'étude B (BD_Lab_B), sont utilisées pour caler une FST, qui est ensuite appliquée à des données hyperspectrales aéroportées X_{im} acquises sur cette même surface d'étude B (BD_Hyper_B) [\[AC20XX.2\]](#). Ce travail est décrit en [section 3.3.2](#).

Étape 3 (Figure 3.2, Flèche violette) : Des données spectrales labo X_{lab} acquises sur des échantillons prélevés sur une surface d'étude A (BD_Lab_A), sont utilisées pour caler une FST, qui est ensuite appliquée à des données hyperspectrales aéroportées X_{im} acquises sur une surface d'étude B (BD_Hyper_B), où B est inclus dans A et où la superficie de B est bien inférieure à la superficie de A. Ces travaux ont débuté fin 2015 via l'encadrement d'un stage de Master 2 et ne sont pas encore aboutis. Par conséquent, ces travaux ne sont pas décrits dans ce mémoire.

De façon générale, l'utilisation de données spectrales acquises dans des conditions données, pour prédire des propriétés physico-chimiques y à partir de données spectrales acquises dans des conditions différentes, suppose la mise en place d'un transfert d'étalonnage. La base de données (BD) spectrales utilisée pour étalonner une FST est appelée "BD maître" (dans mon cas, à terme, la BD de laboratoire). Et la BD sur laquelle est appliquée cette FST (dans mon cas, à terme, l'image hyperspectrale) est appelée "BD

esclave". Concrètement, il s'est agi, au cours de ces 3 étapes précitées, de compenser l'effet d'une ou plusieurs grandeurs d'influence G dont la variation dg (entre la BD maître et la BD esclave) provoque soit une variation de spectre dx entre la BD maître et la BD esclave (cas d'une différence de type de spectroradiomètre, de condition atmosphérique, d'angle de visé, de rugosité de cibles, d'intensité de la source lumineuse, d'hétérogénéité des échantillons, de dimension des supports de mesure...) soit un manque de représentativité de la BD maître vis-à-vis de la BD esclave (cas d'une différence de contexte pédologique).

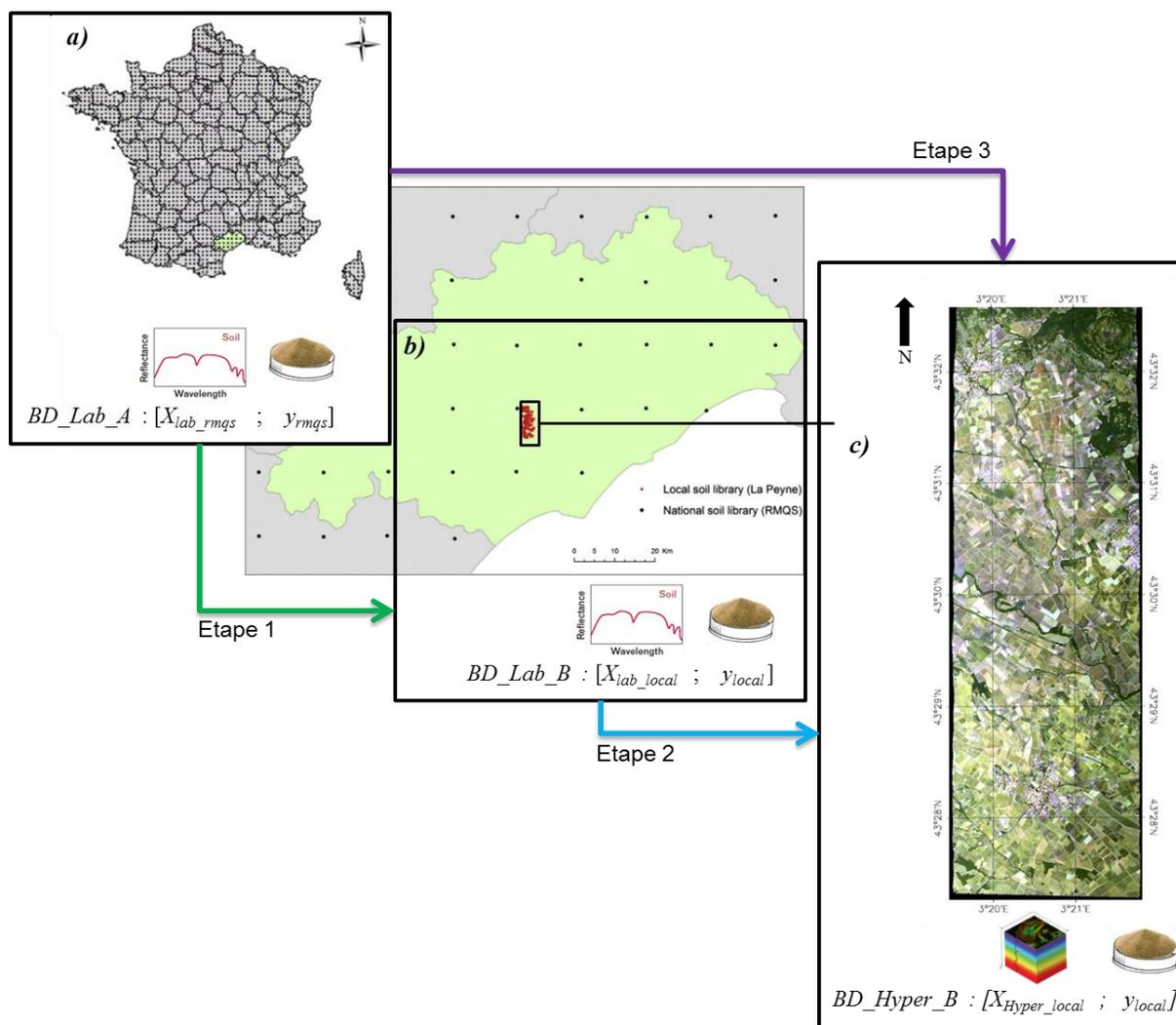


Figure 3.2 : Représentation schématique de la démarche adoptée utilisant : a) la base de données labo RMQS, notée $BD_Lab_A : [X_{lab_rmqs} ; y_{rmqs}]$, b) la base de données labo acquises sur le bassin versant de La Payne notée $BD_Lab_B : [X_{lab_local} ; y_{local}]$ (points rouges), c) l'image hyperspectrale HYMAP pour laquelle correspond la base de données $BD_Hyper_B : [X_{Hyper_local} ; y_{local}]$.

3.3.1. Transfert de FST calibrée sur une Base de données Labo Nationale vers une base de données Labo Locale

En spectroscopie de laboratoire, la démarche classique consiste à construire une FST à partir de données spectrales labo X_{lab} acquises sur des échantillons prélevés sur une surface d'étude A, pour l'appliquer sur des données spectrales labo acquis sur des échantillons

prélevés sur une même surface d'étude A (e.g., [Viscarra Rossel et al., 2006](#)). Et les conditions d'acquisition des spectres labo X_{lab} et les analyses physico-chimiques y sont réalisées de manière identique (même spectroradiomètre, angle de visée, intensité de la source lumineuse, préparation des échantillons ...).

Nous avons cherché à construire une FST à partir de données spectrales labo X_{lab} acquises sur des échantillons prélevés sur une surface d'étude A ("BD maître" BD_Lab_A), pour l'appliquer sur des données spectrales labo acquises sur des échantillons prélevés sur une surface d'étude B ("BD esclave" BD_Lab_B). Dans notre cas, B est inclus dans A et la superficie de B est bien inférieure à la superficie de A ([Figure 3.2, Flèche Verte](#)) [[AC2014.1](#)]. Cette étude a été réalisée en utilisant *i*) une base de données sol collectées dans le cadre du Réseau de Mesures de Qualité des Sols (RMQS) comprenant 2126 sites de 20 x 20 m répartis sur la France métropolitaine en suivant un maillage régulier de 16 km de côté (BD_Lab_A) ([Figure 3.2a](#)), et *ii*) une base de données sol collectées sur le bassin versant de la Peyne comprenant 144 échantillons collectés sur des sites de 10 x 10 m (BD_Lab_B) ([Figure 3.2b](#)). Pour ces deux bases de données sol, nous disposons de spectres Vis-PIR de laboratoire X_{lab} et d'analyses physico-chimiques (argile texturale, $CaCO_3$, CEC et fer)² ($[X_{lab_rmqs} ; y_{lab_rmqs}]$ et $[X_{lab_local} ; y_{lab_local}]$) réalisés dans des conditions identiques.

Dans ce cas, deux principales grandeurs d'influence peuvent perturber l'application d'une FST étalonnée sur la "BD maître" BD_Lab_A , sur la "BD esclave" BD_Lab_B : le protocole d'échantillonnage de terrain et le contexte pédologique couvert par les deux BD. Dans notre étude, nous avons considéré l'impact du protocole d'échantillonnage de terrain comme négligeable, en comparaison de l'impact du contexte pédologique. La méthode de transfert de modèle d'étalonnage sélectionnée pour ce travail est une méthode de mise à jour du modèle, dite *spiking* ou *Update Model* ([Brown, 2007](#)). Cette méthode consiste à utiliser conjointement les spectres maîtres (donc des spectres X_{lab} de la BD_Lab_A) et N_c spectres esclaves (donc des spectres X_{lab} de la BD_Lab_B , dits « standards ») dans la construction de la FST. Deux modèles de prédictions ont été testés pour la construction des FST : 1) le modèle PLSR, classiquement utilisé en spectroscopie des sols (e.g., [AC2012.2](#)), et 2) le modèle Fast Fourier Transform Local Weighted (FFT-LW, [Gogé et al., 2012](#)) appartenant à la famille des régressions locales et basé sur la construction de calibrations spécifiques à chaque échantillon à prédire.

Chacune de ces FST a été construit à partir *i*) de m_b échantillons de BD_Lab_B ($m_b=10, \dots, 94$), *ii*) de la totalité des échantillons de BD_Lab_A ($m_{a,t} = 2126$) associés à m_b échantillons de BD_Lab_B ($m_b = 0, 10, \dots, 94$) et *iii*) de $m_{a,e}$ échantillons de BD_Lab_A ($m_{a,e} = 300$) associés à m_b échantillons de BD_Lab_B ($m_b=0, 10, \dots, 94$). Et la sélection des $m_{a,e}$ échantillons de BD_Lab_A s'effectue en utilisant l'algorithme de Kennard and Stone ([Kennard and Stone, 1969](#)) qui recherche les spectres de la BD_Lab_A les plus proches des spectres de BD_Lab_B selon une distance Euclidienne. Cette sélection a pour objectif de calibrer les FST sur les spectres « les plus proches » spectralement des spectres de BD_Lab_B .

² Les travaux exposés ici ont été testés sur 5 propriétés physico-chimiques (argile texturale, $CaCO_3$, CEC, fer et carbone organique) (cf [AC2014-1](#)). Mais le carbone organique n'étant jamais prédictible, quel que soit le modèle et/ou la base données, je préfère exclure cette propriété de la présentation de ce travail.

Résultat Marquant :

Cette étude, malgré la richesse des bases de données et l'exploration de deux modèles de régression distincts, n'a pas permis de dégager une tendance commune aux 4 propriétés pérennes testées [AC2014.1].

Ainsi, concernant le fer et la CEC, les meilleures performances sont obtenues avec un modèle PLSR calé sur des échantillons de la *BD_Lab_B* (même en utilisant un faible nombre d'échantillons). Autrement dit, l'utilisation de la BD nationale ne suffit pas pour estimer ces propriétés à l'échelle locale. Et l'utilisation de la BD nationale n'apporte pas de plus-value avec ou sans spiking d'échantillons de la *BD_Lab_B* dite « locale ».

Concernant l'argile, les meilleures performances sont obtenues avec le modèle local FFT-LW calé sur la *BD_Lab_A* Nationale associée à un minimum de 20 échantillons de la *BD_Lab_B*. Autrement dit l'utilisation de la BD nationale associée à un minimum de 20 échantillons de la BD locale permet l'estimation de cette propriété à l'échelle locale, lorsque le modèle local FFT-LW est utilisé.

Enfin, concernant le CaCO_3 , de très bonnes performances sont obtenues avec le modèle local FFT-LW calé sur la *BD_Lab_A* Nationale seule. L'ajout d'échantillons de la *BD_Lab_B* à ce modèle local n'améliore pas les performances de prédiction de CaCO_3 . Autrement dit l'utilisation de la BD nationale suffit à estimer le CaCO_3 sur le terrain d'étude local et aucune acquisition supplémentaire de données « locales » n'est nécessaire (Figure 3.3).

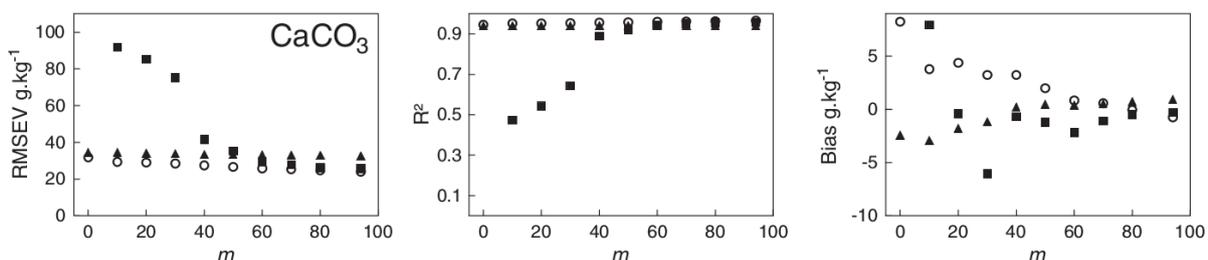


Figure 3.3 : *RMSEV* (gauche), R^2 (centre) et *biais* (droite) de prédiction obtenus pour le CaCO_3 , en utilisant la PLSR calibrée sur m_b échantillons de *BD_Lab_B* (carrés), la PLSR calibrée sur $m_{a_e} = 300$ échantillons de la *BD_Lab_A* associés à m_b échantillons de *BD_Lab_B* (triangle), et la FFT-LW calibrée sur $m_{a_e} = 300$ échantillons de la *BD_Lab_A* associés à m_b échantillons de *BD_Lab_B* (cercle).

3.3.2. Transfert de FST calibrée sur une Base de données Labo Locale vers une image hyperspectrale locale

En imagerie hyperspectrale Vis-PIR, la démarche classique consiste à construire une FST à partir de spectres X_{im} extraits d'une image Vis-PIR hyperspectrale acquise sur une surface d'étude B, pour l'appliquer à des spectres extraits de cette même image (e.g., Selige et al., 2006 ; AC2012.2). Nous avons cherché à construire une FST à partir de données spectrales labo X_{lab} acquis sur des échantillons prélevés sur une surface d'étude B (*BD_Lab_B*), pour l'appliquer sur des données hyperspectrales aéroportées X_{im} acquises sur cette même surface d'étude B (*BD_Hyper_B*) (Figure 3.2, Flèche bleue) [AC20XX.2]. Cette étude a été réalisée en utilisant i) une base de données sol collectées sur le bassin versant de la Peyne (France) en 2009 comprenant 144 échantillons collectés sur des sites de 10 x 10 m (Figure 3.2b), ii) des données hyperspectrales HyMap aéroportées acquises en 2003 sur ce bassin

versant de La Peyne (24 km²) (Figure 3.2c). La *BD_Lab_B* comprend ainsi 147 spectres de laboratoire et le taux d'argile textural associé [X_{lab} , y]. La *BD_Hyper_B* comprend 96 spectres HYMAP sur sol nu (correspondant aux pixels sur lesquels ont été collectés les échantillons de sol en 2009) et le taux d'argile textural associé [X_{im} , y].

Dans ce cas, les grandeurs d'influence empêchant l'application directe d'une FST construite à partir de *BD_Lab_B* sur la *BD_Hyper_B* sont : le type de capteur (spectromètre de laboratoire / capteur aéroporté), l'altitude d'acquisition de l'image (influençant principalement l'angle d'acquisition des photons) et l'état du sol (broyé et séché au laboratoire / sol brut sur le terrain). Chaque méthode de transfert testée dans notre étude traite ces trois facteurs d'influence simultanément, comme un seul "effet bloc". Et ces méthodes de transfert de modèle d'étalonnage sont couplées à un modèle de régression PLSR afin de prédire le taux d'argile texturale. Trois méthodes de transfert de FST ont été testées :

1) la méthode *Piecewise Direct Standardisation* (PDS, Bouveresse and Massart, 1996) est une standardisation optique consistant à enregistrer le spectre de N_c échantillons à partir de l'appareil maître (spectromètre de laboratoire) et l'appareil esclave (capteur aéroporté) (N_c échantillons dits « standards »), afin d'estimer le dx (variation des spectres entre X_{lab} et X_{im}) et de l'appliquer aux spectres maîtres X_{lab} afin de construire une FST adaptée aux spectres esclaves X_{im} (Fearn, 2001).

2) la méthode de mise à jour du modèle, aussi appelée *Spiking* ou *Update Model* (Brown, 2007) consiste à utiliser conjointement les spectres maîtres X_{lab} et N_c spectres esclaves X_{im} (N_c échantillons dits « standards ») dans la construction de la FST (méthode également utilisée dans les travaux décrits en section 3.3.1).

3) la méthode *Refile* (Shenk and Westerhaus, 1991), consiste à utiliser conjointement les spectres maîtres X_{lab} (associés à la valeur d'argile vraie y) et N_c exemples de perturbations spectrales entre des spectres maîtres X_{lab} et esclaves X_{im} (associés à des valeurs d'argile y nulles) (N_c échantillons dits « standards »).

L'impact du nombre de « standards » N_c utilisés dans ces calibrations a été étudié, ainsi que l'impact d'une sélection de « standards » contrainte par la pédologie (autrement dit, en s'assurant ou non, que les N_c standards choisis sont uniformément répartis sur les types de sols présents dans la zone d'étude couverte par l'image hyperspectrale).

Résultat Marquant :

Dans notre cas d'étude, la FST « classique » (appelée *FST_Image*) construite à partir des données hyperspectrales HyMap X_{im} de la *BD_Hyper_B* et appliquée à des spectres de pixels de cette même image, offre des performances satisfaites ($R^2_{val} \simeq 0.72$; SEP $\simeq 42$ g/kg) [AC2012.2]. Comme attendu, la FST (appelée *FST_Lab*) construite à partir des données spectrales labo X_{lab} acquis sur des échantillons prélevés sur la surface d'étude B (*BD_Lab_B*) et appliquée à des spectres X_{im} des données hyperspectrales HyMap, offre des performances faibles ($R^2_{val} \simeq 0.41$; SEP $\simeq 103$ g/kg) [AC20XX.2].

Partant de ces résultats préliminaires, nos travaux ont permis de montrer le bénéfice de l'utilisation d'une base de données Labo (*BD_Lab_B*) couplée à une méthode de transfert, pour l'estimation d'argile sur les données hyperspectrales HyMap [AC20XX.2] :

- Les trois méthodes de transfert testées (Update, refile et PDS) améliorent les performances de la *FST_Lab*, quel que soit le nombre de standards N_c utilisé.

- Quel que soit la méthode de transfert utilisée, plus le nombre de standards N_c pris en compte est important, plus la performance de prédiction s'améliore, et mieux vaut tenir compte de la pédologie dans la sélection de ces N_c standards.
- L'utilisation de seulement $N_c=10$ standards sélectionnés en tenant compte de la pédologie associée à la *BD_Lab_B* dans un modèle de transfert Update ou Repfile, permet d'offrir des performances de prédiction très correctes ($R^2_{\text{val}} \approx 0.65$; $\text{SEP} \approx 48$ g/kg).
- L'utilisation de seulement $N_c=35$ standards sélectionnés en tenant compte de la pédologie associée à la *BD_Lab_B* dans un modèle de transfert Update, permet d'offrir des performances de prédiction supérieures à la FST « classique » (*FST_Image*) ($R^2_{\text{val}} \approx 0.73$; $\text{SEP} \approx 40$ g/kg).

3.4 ANTICIPER L'ARRIVEE DES SATELLITES VIS-PIR

Aucun des capteurs satellitaires Vis-PIR en préparation (EnMap, PRISMA, SHALOM, SENTINEL 2...) n'est dédié à une seule thématique d'observation de la terre, et chacun est caractérisé par des configurations spectrales (largeur de bandes à mi-hauteur, nombre de bandes spectrales, et pas d'échantillonnage spectral), spatiales et des niveaux de bruit différents. Les différences notables entre des données hyperspectrales Vis-PIR aéroportées et satellitaires sont les suivantes : 1) altitude des capteurs donc différences d'atmosphère lors de l'acquisition des données, 2) résolution spatiale : entre 2 et 5 m en aéroporté, entre 8 et 60 m pour les futurs satellites hyperspectraux et 3) résolution spectrale : autour de 4 à 6 nm en aéroporté, entre 10 et 100 nm en satellite.

Face à l'arrivée imminente de nouveaux capteurs, des travaux ont été menés sur l'impact de la dégradation de résolution spatiale et spectrale sur l'étude de paramètres liés à la végétation (e.g., [Rahman et al., 2003](#) ; [Nijland et al., 2009](#) ; [Schaaf et al., 2011](#) ; [Thorp et al., 2013](#)), au milieu urbain ([Jensen and Cowen, 1999](#) ; [Kruse et al., 2012](#) ; [Roberts et al., 2012](#)) à la température de sol de surface lors d'incendie ([Lugassi et al., 2010](#)) et à la qualité des eaux côtières ([Giardino et al., 2014](#)). A l'image de ces différents travaux, un travail d'analyse du potentiel de ces capteurs pour la spatialisation de propriétés pérennes de sol, a été réalisé à partir des données aéroportées hyperspectrales Vis-PIR AISA-DUAL acquises sur le bassin versant du Lebna (Tunisie) ([Figure 1.2b](#)).

3.4.1. Sensibilité à l'atmosphère

Dans un premier temps, la sensibilité à l'atmosphère de FST pour l'estimation d'argile texturale a été étudiée [[AC2015.2](#)]. Pour cela, des données Vis-PIR satellites ont été simulées, en gardant les mêmes résolutions spectrales et spatiales que les données aéroportées Vis-PIR AISA-DUAL. Les données AISA-DUAL acquises en luminance par avion ont été 1) simulées en haut de l'atmosphère, en utilisant le modèle de transfert radiatif COMANCHE ([Miesch et al., 2005](#)), puis 2) converties en données de réflectance corrigées des effets atmosphériques en utilisant le modèle de correction atmosphérique COCHISE ([Miesch et al., 2005](#)). Enfin, des FST construites à partir des données aéroportées AISA-DUAL et des données satellites simulées, en utilisant un modèle PLSR, ont été calibrées à partir de base de données de 90 couples $[X_{im} ; y]$, et validées à partir de base de données de 30 couples $[X_{im} ; y]$.

Résultat Marquant :

Les performances de ces FST construites à partir des données aéroportées AISA-DUAL et des données satellites simulées donnent des performances de prédiction similaires en calibration, avec un R_{cal}^2 de 0,74 et un SEC de 86 g/kg. En validation, la FST construite à partir des données aéroportées AISA-DUAL se révèle légèrement plus performante que la FST construite à partir des données satellites simulées (R_{val}^2 de 0,75 et 0,71, et un SEP de 86 et 94 g/kg respectivement). Outre ces indicateurs de performance, la structure spatiale obtenue pour chacune des cartes d'estimation d'argile texturale est similaire.

Ainsi, il a été confirmé que les effets atmosphériques ne semblent pas avoir d'impact prononcé sur la qualité de la spatialisation d'argile texturale, sous la condition d'une correction atmosphérique de qualité [AC2015.2].

3.4.2. Sensibilité à la résolution spatiale

Dans un second temps, la sensibilité à la résolution spatiale de FST pour l'estimation d'argile texturale a été étudiée [AC2015.2]. Pour cela, les données AISA-DUAL simulées en haut de l'atmosphère ont été agrégées à différentes résolutions spatiales (10, 15, 20, 30 et 60 m, par moyenne des spectres) afin de simuler les futurs capteurs satellitaires hyperspectraux. Nous avons également simulé la résolution spatiale de 90 m, qui correspond aux préconisations du projet de cartographie de propriétés de sol mondiale, GlobalSoilMap.net (Sanchez et al., 2009 ; Hempel et al., 2014). Des FST utilisant le modèle PLSR ont été construites à partir des données aéroportées AISA-DUAL et des données satellites simulées pour l'estimation du taux d'argile.

Résultat Marquant :

La précision de nos FST lors d'une dégradation de la résolution spatiale est dépendante de deux paramètres [AC2015.2] :

- Les variations spatiales à courte échelle de la propriété de sol étudiée. La précision des modèles reste invariable tant que la résolution spatiale est inférieure à la variation spatiale à courte échelle de la propriété de sol étudiée. Ainsi sur notre zone, les capteurs satellitaires ayant des résolutions spatiales entre 5 et 30 m offrent des performances correctes ($R_{cal}^2 > 0.66$, Figure 3.4) permettant d'envisager une spatialisation de l'argile texturale.
- La taille des parcelles sur la zone d'étude. La précision des modèles reste invariable tant que la résolution spatiale est inférieure à largeur moyenne des parcelles de la zone d'étude. Dans notre cas, la faible performance des FST construites à partir de données aux résolutions de 60 et 90 m (Figure 3.4) peut s'expliquer par une hétérogénéité spectrale intra-pixel très forte. En effet, la superficie moyenne des parcelles de notre zone est de 0,56 ha (Jenhaoui et al., 2008), donc un pixel de 60 m peut être à cheval sur deux parcelles ayant des humidités différentes, des rugosités différentes, ou ayant subi un travail du sol différent (Figure 3.5), impactant le spectre acquis sur ces surfaces.

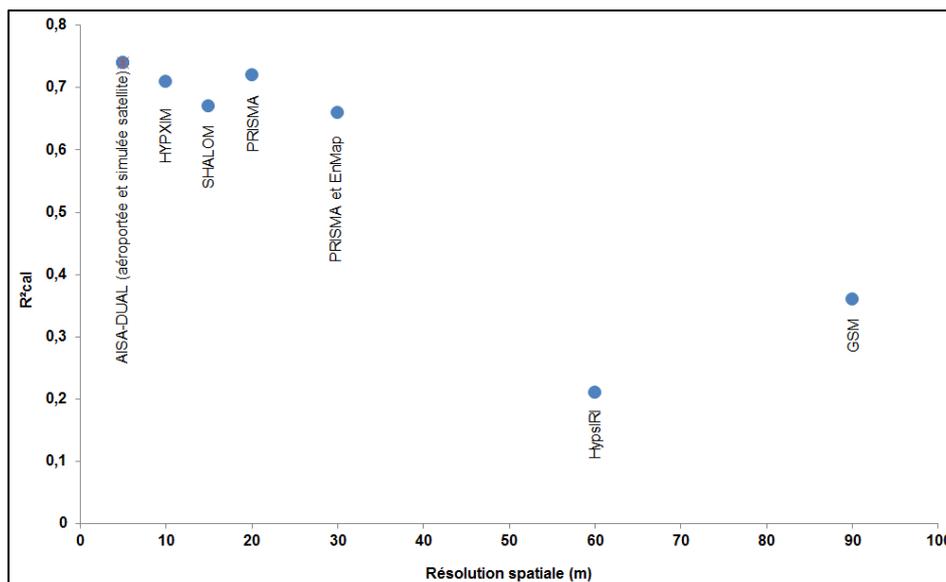


Figure 3.4 : Coefficient de détermination de calibration, obtenu pour chaque FST construite à partir des données AISA-DUAL aériportée, et des données satellites simulées aux résolutions spatiales suivantes : 10 m (capteur HYPXIM), 15 m (capteur Shalom), 20 m (capteur PRISMA), 30 m (capteur PRISMA et EnMap), 60 m (capteur HypsiRI) et 90 m (résolution fixée par le projet GlobalSoilMap.net).

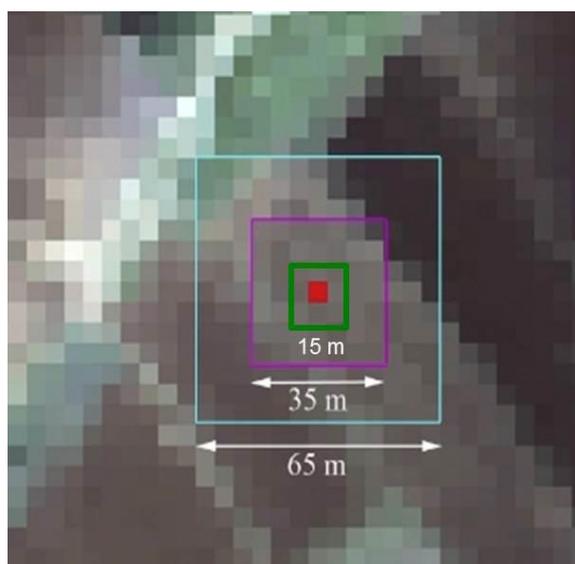


Figure 3.5 : Illustration de pixels de 15 m (carré vert), 35 m (carré violet) et 65 m (carré bleu clair) sur une image AISA-DUAL (bassin versant du Lebna, Tunisie). Le pixel en rouge indique la localisation d'un échantillon de sol dont la teneur en argile y a été mesurée, et utilisée dans la base données de calibration $[X_{im}, y]$.

3.4.3. Sensibilité à la résolution spectrale

Dans un troisième et dernier temps, la sensibilité à la résolution spectrale de FST pour la l'estimation d'argile texturale a été étudiée. Pour cela, les données AISA-DUAL ont été rééchantillonnées à différentes résolutions spectrales afin de simuler une série de capteurs caractérisés par des résolutions spectrales régulières (RSR) (Tableau 3.1) et une série de capteurs caractérisés par des résolutions spectrales irrégulières (RSI) (Tableau 3.1). Et des

FST ont été construites à partir des données aéroportées AISA-DUAL et des données satellites simulées pour l'estimation du taux d'argile textural, en utilisant les modèles PLSR.

	Nom de la configuration simulée ou Nom du capteur simulé	FWHM [en nm] <i>entre 4 – 1000 nm</i>	FWHM [en nm] <i>entre 1000 – 2500 nm</i>	Nombre de bandes spectrales
Capteurs à résolutions spectrales régulières (RSR)	AISA-DUAL	4.68	6.28	247
	~5/10 (EnMAP)	4.68	12.56	169
	~10/10 (HYPXIM /HyspIRI / HYPERION)	9.36	12.56	123
	~37/37	37.44	37.68	36
	~60/60	60.84	62.8	21
	~100/100	98.28	100.48	12
	~200/200	201.24	200.96	4
Capteurs à résolutions spectrales irrégulières (RSI)	ASTER	Entre 60 et 100	Entre 40 et 100	9
	SENTINEL 2	Entre 15 et 115	Entre 90 et 180	11
	LANDSAT 7	Entre 60 et 150	Entre 200 et 260	6
	LANDSAT 8	Entre 28 et 60	Entre 84 et 187	6

Table 3.1 : Résolutions spectrales des différents capteurs simulés. La FWHM (Full Width at Half Maximum, ou largeur à mi-hauteur) est une mesure de la résolution spectrale.

Résultat Marquant :

L'analyse des performances des FST construites à partir des données aéroportées et des données simulées à différentes résolutions spectrales a permis de mettre en évidence les éléments suivants :

- les performances de FST sont correctes et globalement stables lorsque les variables explicatives X_{im} (spectres de réflectance) ont une résolution spectrale régulière entre 5 et 100 nm ($0.73 < R^2_{cal} < 0,78$) [AC20XX.3].
- parmi les capteurs RSI, seul le capteur multispectral ASTER permettrait de construire une FST avec une précision correcte pour l'estimation d'argile [AC20XX.3].

En complément de cette étude basée sur des données aéroportées, une étude de sensibilité à la résolution spectrale de FST a été réalisée sur des spectres Vis-PIR acquis en laboratoire. Ces travaux complémentaires se sont intéressés à la prédiction de (i) 3 propriétés de sol ayant une signature spectrale marquée liée à un composant chimique ou une structure physique associée (cas du fer, argile texturale et CaCO_3) et (ii) 1 propriété de sol n'ayant pas de réponse spectrale marquée (pH). Ces travaux ont permis de montrer que la performance des FST pour l'estimation de propriétés de sol est d'autant plus sensible à la résolution spectrale que la propriété d'intérêt n'a pas de signature spectrale marquée et n'est pas corrélée à une propriété de sol ayant une signature spectrale marquée [AC2017.1].

3.5 SYNTHÈSE

Par ces travaux, j'ai contribué au développement de méthodes vouées à rendre plus générique et plus accessible la spatialisation des propriétés pérennes des sols de surface. Pour cela, j'ai choisi de m'attaquer aux trois sources de données nécessaires à l'obtention de ces spatialisations : les données physico-chimiques y et les données spectrales X nécessaires à la calibration des FST, et les données d'imagerie Vis-PIR hyperspectrale. Ces travaux semblent offrir des perspectives intéressantes pour envisager des spatialisations plus étendues et sur des territoires encore peu décrits. Il serait par exemple envisageable de croiser l'approche (1) (utilisation de données sols anciennes) et l'approche (3) (utilisation de données satellites). De même il est possible d'envisager de croiser l'approche (2) (utilisation de base de données spectrales de Labo) et l'approche (3) (utilisation de données satellites).

IV. VERS UNE UTILISATION DE CES SPATIALISATIONS

4.1 INTRODUCTION

A l'approche de l'année 2010, l'imagerie hyperspectrale Vis-PIR (400 - 2 500 nm) apparaît déjà comme un outil prometteur pour cartographier des propriétés physico-chimiques de sol. Malgré la reconnaissance de ce potentiel par la communauté des Sciences du Sol, [Ben-Dor et al. \(2009\)](#) souligne très justement la sous-utilisation de l'imagerie Vis-PIR pour des applications thématiques et le report fréquent de telles intentions. Ainsi le passage du développement méthodologique de ces spatialisations à une étude plus cognitive de ces produits a du mal à voir le jour.

Or ces cartes de propriétés physico-chimiques, issues de l'imagerie Vis-PIR, sont caractérisées par une haute résolution spatiale (autrement dit une forte densité spatiale d'information sur un terrain donné) et une large couverture spatiale (bien plus grande que les territoires pouvant être couverts par l'homme). Ainsi ces produits, d'une richesse inégalée, peuvent à leur tour être utilisés afin de fournir de nouvelles données d'intérêt.

Dans cette optique, j'ai participé à plusieurs travaux voués à l'utilisation de ces produits issus de l'imagerie Vis-PIR (ex : carte d'argile texturale) i) pour une meilleure connaissance des surfaces de sol et la mise à jour de cartes de sol, et ii) comme substitut de données sol classiques pour une extension de ces propriétés pérennes en tout point d'une zone et pour renseigner la sub-surface en terme de propriétés pérennes de sols.

4.2 VERS UNE MEILLEURE CONNAISSANCE DES SURFACES DE SOL

Une analyse des cartes d'estimation des propriétés pérennes de sol produites à haute résolution spatiale (~5 m) ([section 2.2](#)) permet d'identifier des motifs d'organisation de la couverture pédologique, d'ouvrir de nouvelles perspectives de compréhension des processus de mise en place des sols dans les milieux étudiés, et d'envisager une amélioration des cartes pédologiques actuelles.

Résultat Marquant :

L'analyse des cartographies de 4 propriétés pérennes des sols (argile texturale, sable, fer et CEC) réalisées à l'échelle du bassin versant du Lebna (300 km²) ([section 2.2](#)) a permis de mettre en évidence un modèle de sol régional complexe sur la zone d'étude, principalement dû à des variations de la lithologie [[C2012.1](#)]. Des différences à la fois de teneur en argile texturale et de modèle d'organisation des sols sont apparues entre la zone située dans le coin sud-est de l'image, où les sols sont développés sur des dépôts marins pliocène, et le reste de l'image où les sols sont développés sur des dépôts marin miocènes plus anciens ([Figure 2.1](#)). En effet la zone des dépôts marins Pliocène présente de faibles teneurs en argile texturale et celles-ci sont faiblement variables. A l'inverse, la zone de dépôts marins Miocène présente une large gamme de valeurs de teneur en argile texturale dont les variations spatiales sont très bien révélées par la carte d'argile estimée. Elles correspondent aux alternances de bancs de grès et de marnes caractérisant l'étage miocène, entraînant

une alternance de faibles et fortes valeurs de teneur en argile, respectivement. Ces motifs de sol (alternances) varient en direction sud-est / nord-ouest, avec une diminution de la distance entre les affleurements de grès successifs et l'apparition d'un grand affleurement de grès au milieu de la zone d'étude. La carte d'estimation d'argile texturale du bassin versant élémentaire de Kamech (6.6 km²) est caractéristique des alternances de bancs de grès et de marne (Figure 4.1). On remarque des dépôts de sable (dû à l'érosion des zones de grès dans les vallées) perpendiculaires aux affleurements, qui viennent s'ajouter à la complexité des variations de taux d'argile préalablement décrites.

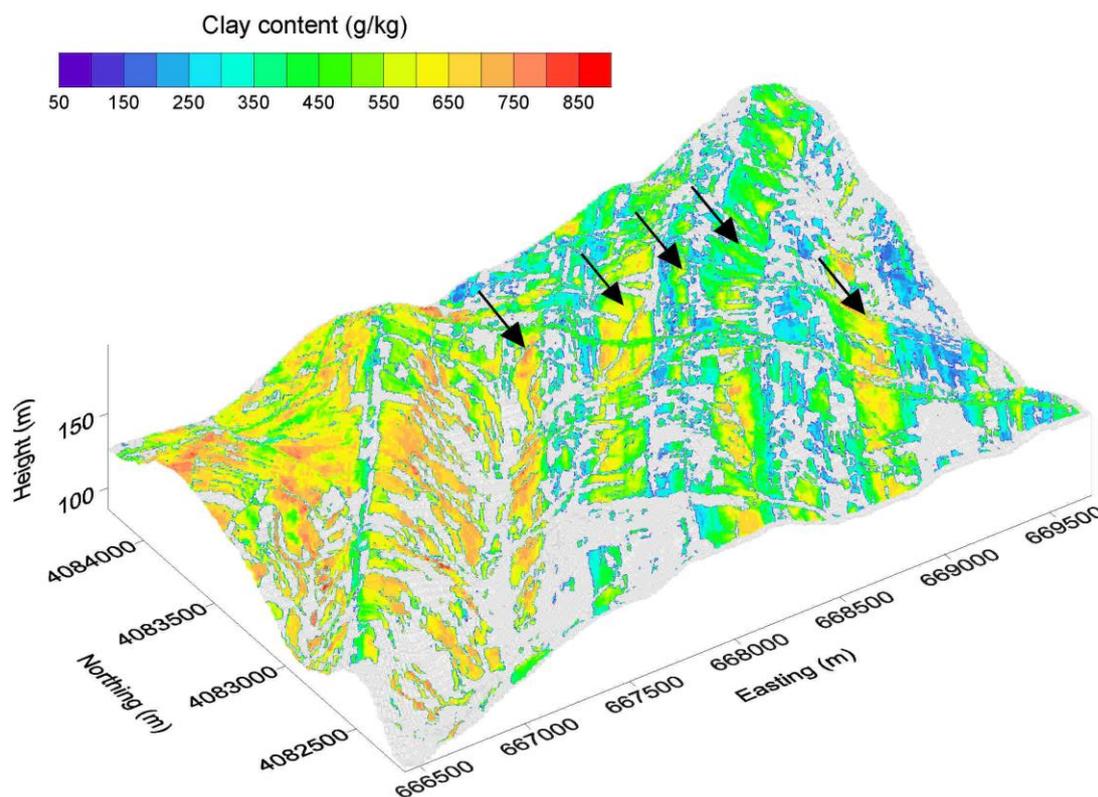


Figure 4.1 : Spatialisation de l'argile par imagerie Vis-PIR [C2012.1] sur un Modèle Numérique de Terrain ASTER, pour le bassin versant élémentaire de Kamech (6.6 km²) inclus dans le bassin versant du Lebna. Les flèches indiquent les bancs de marne.

4.3 LES PRODUITS DE L'IMAGERIE VIS-PIR COMME SUBSTITUTS DE DONNEES SOL EN CNS

La cartographie numérique des sols (CNS), aussi appelée Digital Soil Mapping (DSM), se définit comme « la création et l'enrichissement de systèmes d'information pédologiques à références spatiales par des modèles numériques inférant les variations spatiales et temporelles des sols et de leurs propriétés à partir d'observations de sol et de données spatiales d'environnement des sols » (Lagacherie et al., 2007). Le principe général de la CNS consiste à prédire des classes de sol ou des propriétés de sol (terme S à gauche de l'équation [4.1]) en utilisant une fonction de prédiction f reliant ce terme S , à des données spatiales sur les sols disponibles sur la zone à étudier (terme S à droite de l'équation [4.1]) et des données spatiales représentant des éléments du paysage en relation (de causalité ou

non) avec le sol ou l'une de ses propriétés (termes C, O, R, P, A, N à droite de l'équation [4.1]), selon l'équation suivante (McBratney et al., 2003) :

$$S = f(S, C, O, R, P, A, N) + \varepsilon \quad [4.1]$$

Où C correspond au climat, O aux êtres vivants, R au relief, P à la roche mère, A au temps, N à la localisation géographique et ε représente l'erreur de prédiction. Ces données spatiales (termes C, O, R, P, A, N) appelées aussi « covariables du sol », sont généralement issues de modèle numérique de terrain, de carte d'occupation du sol, de carte géologique, etc.

Dans le cadre de l'équation dite de « Scorpan » [4.1], l'utilisation des spatialisations de propriétés pérennes des sols, issues de l'imagerie Vis-PIR, peut s'envisager selon deux approches :

- Dans le cas où le produit de l'imagerie Vis-PIR (spatialisation de propriétés pérennes des sols) utilisé concerne spécifiquement la propriété à cartographier (terme S à gauche de l'équation [4.1]), chaque pixel du produit de l'imagerie Vis-PIR est considéré comme un nouveau site où une mesure de cette propriété est disponible (terme S à droite de l'équation [4.1]). Un exemple de cette approche est décrit en section 4.3.1.
- Dans le cas où le produit de l'imagerie Vis-PIR (spatialisation de propriétés pérennes des sols) utilisé concerne une autre propriété que celle à cartographier (terme S à gauche de l'équation [4.1]), chaque pixel du produit de l'imagerie Vis-PIR est considéré comme une nouvelle covariable du sol (nouveau terme à droite de l'équation [4.1], pouvant être apparentée aux termes C, O, R, P, A, N). Un exemple de cette approche est décrit en section 4.3.2.

4.3.1. Les produits de l'imagerie Vis-PIR comme variables d'entrée S du modèle Scorpan

Dans le cas où le produit de l'imagerie Vis-PIR (spatialisation de propriétés pérennes des sols) utilisé concerne spécifiquement la propriété à cartographier (terme S à gauche de l'équation [4.1]), chaque pixel du produit de l'imagerie Vis-PIR est considéré comme un nouveau site où une mesure de cette propriété est disponible (terme S à droite de l'équation [4.1]). L'intérêt de cette approche, par rapport à l'utilisation de mesures sur sites ponctuels (données classiquement utilisées en CNS), repose sur la densité spatiale considérablement plus élevée qui permet d'appréhender de façon très détaillée et sur de grandes superficies les variations de la propriété S . A l'inverse, le désavantage de cette approche repose sur la plus faible précision des estimations réalisées par imagerie Vis-PIR, par rapport aux analyses de laboratoires classiques associées sur les sites ponctuels.

Un exemple de spatialisation de propriétés pérennes de sol de surface en tout point de la zone d'étude a été étudié sur le bassin versant du Lebna (Tunisie), à partir *i*) des estimations de ces mêmes propriétés de sol obtenues par imagerie hyperspectrale Vis-PIR sur sol nu (Figure 2.1), et *ii*) de mesures de laboratoire de ces mêmes propriétés de sol faites sur des échantillons de sol collectés sur le Lebna. Le modèle d'estimation utilisé est une fonction d'interpolation spatiale basée sur le co-krigeage (Wackernagel, 1995). Cette démarche a été

testée sur les quatre propriétés pérennes spatialisables par imagerie hyperspectrale Vis-PIR sur le bassin versant du Lebna (taux d'argile, de sable, de fer et CEC) [C2012.1].

Résultat Marquant :

La performance d'estimation des propriétés pérennes des sols par la fonction géostatistique de co-krigeage varie, en termes de R^2_{cv} entre 0.41 (pour le fer) et 0.66 (pour l'argile texturale) [C2012.2]. Ainsi le recours à cette approche de CNS permet de renseigner des zones dépourvues d'estimations de propriétés pérennes des sols (Figure 4.2a), car affectées par un facteur de perturbation (par exemple, la végétation et les zones urbaines). Cette approche permet de passer de 41.6 % de zone cartographiée par imagerie hyperspectrale Vis-PIR seule (Figure 2.1) à 100 % de la zone (Figure 4.2a) [C2012.2]. Et la carte des taux d'argile finalement obtenue offre une bien meilleure résolution spatiale que les cartes pédologiques disponibles dans cette même région du Gouvernorat de Nabeul, qui sont pourtant parmi les plus précises que l'on puisse trouver sur le continent africain (Figure 4.2b).

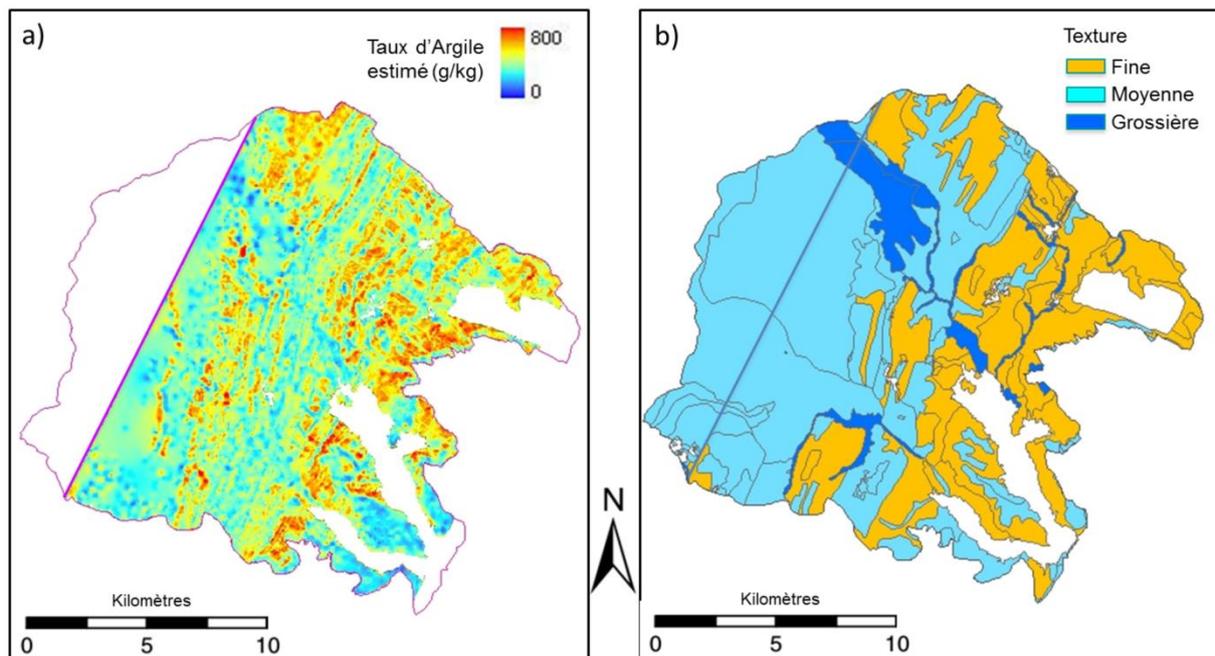


Figure 4.2 : a) Cartographie du taux d'argile par co-krigeage et b) Carte agricole de la Tunisie au 1: 20 000, restreinte aux contours stricts du bassin versant du Lebna.

4.3.2. Les produits de l'imagerie Vis-PIR comme co-variables du modèle Scorpan

Dans le cas où le produit de l'imagerie Vis-PIR (spatialisation de propriétés physico-chimiques des sols) utilisé concerne une autre propriété que celle à cartographier (terme S à gauche de l'équation [4.1]), chaque pixel du produit de l'imagerie Vis-PIR est considéré comme une nouvelle covariable du sol (nouveau terme à droite de l'équation [4.1], pouvant être apparentée aux termes C, O, R, P, A, N). L'intérêt de cette approche repose sur la disponibilité de produits de l'imagerie Vis-PIR pouvant être considérés comme des covariables a priori corrélées avec la propriété de sol S à cartographier.

En particulier on peut citer le cas de corrélations entre une propriété physico-chimique de sol en surface (sur 0-15 cm de profondeur) et cette même propriété à une couche profonde de sol (par exemple sur 60-100 cm de profondeur). Ainsi, la propriété physico-chimique de sol en surface peut être considérée comme une covariable de la propriété à une couche profonde de sol.

Un exemple de prédiction de propriétés pérennes de couches profondes du sol, à partir d'estimations de surface par imagerie hyperspectrale Vis-PIR de ces mêmes propriétés de sol a été étudié sur le bassin versant du Lebna (Tunisie) [AC2013.3]. La démarche a consisté à calibrer des régressions linéaires f , à partir d'un ensemble de profils pédologiques de la région d'étude pour lesquels des propriétés pérennes de sol de laboratoire étaient disponibles, afin d'estimer les différences de valeurs de ces propriétés de sol entre la surface (0-5 cm) et un intervalle de profondeur donné (0-15 cm, 15-30 cm, 30-60 cm ou 60-100 cm) (exemple en Figure 4.3a). Cette démarche a été testée sur les quatre propriétés pérennes spatialisables par imagerie hyperspectrale Vis-PIR sur le bassin versant du Lebna (taux d'argile, de sable, de fer et CEC) [C2012.1].

Les covariables utilisées pour prédire ces différences ont été, d'une part, les cartes de propriétés de sol de surface obtenues par imagerie hyperspectrale Vis-PIR et, d'autre part, trois indicateurs de relief dérivés d'un Modèle Numérique de Terrain, traduisant les processus d'érosion-redéposition des sols susceptibles d'impacter les relations entre propriétés de surface et propriétés profondes (Altitude, Courbure verticale du relief, indice d'appartenance à l'unité géomorphologique « vallée à fond plat »). Une fois ces fonctions de prédiction f « surface-profondeur » établies, elles ont été appliquées aux estimations de propriétés de surface obtenues par télédétection hyperspectrale Vis-PIR, produisant alors des cartes de propriétés à différentes profondeurs (Figure 4.3b).

Résultat Marquant :

L'analyse des performances des fonctions de prédiction f « surface-profondeur » établies en utilisant entre autres, la spatialisation de propriétés pérennes des sols sur surfaces nues (Figure 2.1) issue de l'imagerie Vis-PIR hyperspectrale, permet de dégager les conclusions suivantes [AC2013.3] :

- Les fonctions de prédiction f « surface-profondeur » pour les quatre propriétés testées (taux d'argile, de sable, de fer et CEC) offrent des précisions acceptables jusqu'à la profondeur 30-60 cm (R^2 entre 0.55 et 0.81), puis des précisions faibles aux profondeurs 60-100 cm (R^2 entre 0.38 and 0.43).
- Les cartes de propriétés pérennes des sols en subsurface estimées par les fonctions f « surface-profondeur » capturent 1/3 à 2/3 de la variabilité totale, due à l'erreur de propagation.
- Ces cartes de propriétés pérennes des sols en subsurface apportent une source d'information pédologique d'une densité inégale et mettent en évidence des structures spatiales pédologiques en cohérence avec les connaissances pédologiques de la zone d'étude.

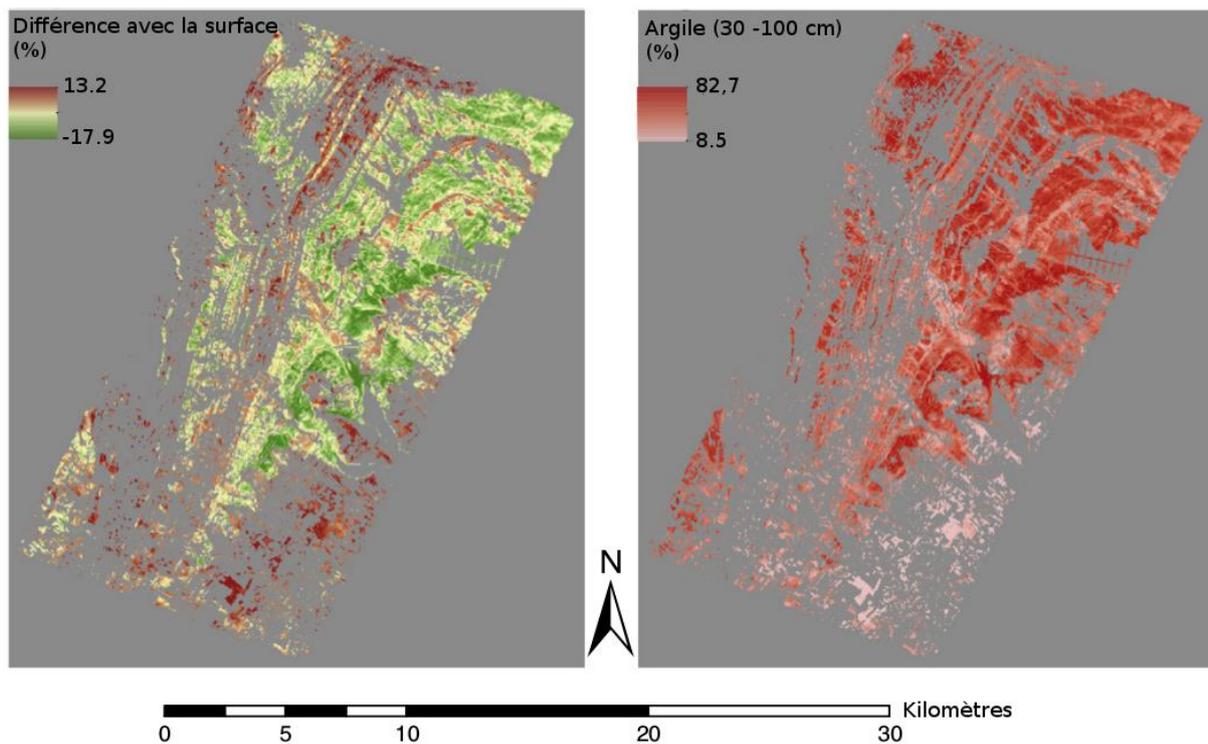


Figure 4.3 : a) Différences d'estimations de taux d'argile entre la surface (0-15 cm de profondeur) et la couche de 30-100 cm de profondeur, par approche CNS en utilisant un produit de l'imagerie Vis-PIR (Figure 2.1). b) Spatialisation du taux d'argile pour la couche de 30-100 cm de profondeur.

4.4 SYNTHÈSE

A travers ces travaux, je montre que les cartographies de propriétés pérennes des sols obtenues par imagerie hyperspectrale Vis-PIR ne sont pas seulement un produit et donc une finalité, mais peuvent à leur tour devenir des « données de bases ». Au-delà des exemples cités dans ce chapitre, une utilisation de ces données pourrait être envisagée pour des études agronomiques (e.g., étude du lien entre le choix des cultures et la composition physico-chimique des sols), des estimations spatialisées de la stabilité structurale ou encore des caractérisations hydrodynamiques des sols.

V. PERSPECTIVES DE RECHERCHE

Dans cette synthèse de travaux de recherche, j'ai tenté d'exposer mon positionnement scientifique autour de **la spatialisation des propriétés physico-chimiques de sol de surface** que je qualifie de pérennes (à l'échelle d'une décennie). L'originalité scientifique de mes travaux repose entre autre sur les deux aspects suivants : 1) le couplage entre données de laboratoire et données d'imagerie Vis-PIR, pour ouvrir une voie vers la démocratisation des estimations spatialisées de propriétés de sol et 2) l'utilisation de produits d'imagerie Vis-PIR dans des approches de cartographie numérique des sols pour une extension spatiale de ces estimations.

Mon projet de recherche s'inscrit dans la continuité de ces travaux et tient compte des **avancées scientifiques et technologiques** en spectroscopie et imagerie. Il est actuellement raisonnable d'espérer le lancement du capteur satellitaire hyperspectral Allemand EnMap pour 2018 (Lopinto and Ananasso, 2013 ; Giampaolo et al., 2008). Ce capteur offrira des données hyperspectrales Vis-PIR adaptées à la cartographie de propriétés pérennes de sol, y compris dans des contextes de type Méditerranéen pluvial caractérisés par des parcelles agricoles souvent de petites superficies, grâce à sa résolution spatiale de 30 m [AC2015.2]. De plus, des données satellitaires multispectrales Vis-PIR à haute répétitivité temporelle sont d'ores et déjà disponibles grâce au capteur Sentinel-2A (ESA, 2011, Drusch et al., 2012). Ces données, à priori peu adaptées à la cartographie de propriétés pérennes de sol de par leur résolution spectrale (entre 15 et 115 nm) [AC20XX.3], offrent par contre une série temporelle de données spectrales jusqu'ici inégalée (acquisition tous les 10 jours actuellement, et tous les 5 jours après le lancement du capteur Sentinel-2B) pouvant potentiellement permettre l'étude de changements d'états de surface du sol (e.g., rugosité ou humidité) entre deux dates. Finalement les récents développements de bases de données spectrales de sol (nationales, e.g., Arrouays et al., 2002 ; continentales, e.g., Toth et al., 2013 ; mondiales [AC2016.1]) permettent d'envisager des développements d'utilisation conjointe de données spectrales de laboratoire et d'imagerie à différentes échelles spatiales.

Mon projet de recherche tient également compte des **enjeux sociétaux** auxquels nous devons faire face. La *sécurité alimentaire* reste un enjeu toujours croissant, principalement dans les pays du Sud où la concurrence entre différentes utilisations des sols (productions alimentaires *versus* non-alimentaires, e.g., bio-carburants) et la dégradation des sols (qui menace plus de 40% des terres émergées) ne cessent de s'amplifier. Et à cela s'ajoute une augmentation de la population. Un des leviers d'action pour répondre à cet enjeu de sécurité alimentaire réside dans l'étude de la dégradation des sols afin d'inverser la tendance et préserver la ressource en sol. La préservation de la ressource en sol peut être envisagée, entre autre, à travers la mise en place de stratégies d'adaptation des mosaïques paysagères relatives à l'occupation du sol et aux systèmes de culture en vue d'optimiser les fonctions écosystémiques du milieu (Jacob, 2015). Elle peut également être envisagée via la réhabilitation des sols dégradés (dégradation par salinisation, par érosion). La *lutte contre le changement climatique* est également un enjeu croissant affectant une fois de plus et de manière prégnante les pays du Sud où les populations sont les plus vulnérables. Un des leviers d'action pour répondre à cet enjeu de lutte contre le changement climatique réside dans l'étude de la séquestration de carbone dans les milieux (sol, océan, forêt). Dans ce

sens, l'initiative « 4 pour 1000 » vise à favoriser les pratiques agricoles permettant la séquestration du carbone organique dans les sols afin de compenser les émissions carbonées d'origine anthropique (<http://4p1000.org/enjeux>). Finalement, l'étude et l'optimisation des services écosystémiques fournis par le sol (dont les services d'approvisionnement en produits destinés à l'alimentation et de séquestration du carbone) reposent bien souvent sur des modélisations de processus biophysiques (e.g., modèles d'érosion, de dynamique de carbone) pour lesquelles la spatialisation d'éléments du paysage est nécessaire (e.g., composition physico-chimique des sols, fossés, topographie, climat...).

Dans ce contexte et compte tenu des résultats obtenus jusqu'à présent, je projette de poursuivre les développements initiés en spatialisation de propriétés physico-chimiques pérennes des sols (**Figure 5.1, Axe 1**). Je mettrai l'accent sur l'évaluation de la généralité de ces approches et sur le développement d'approches utilisant conjointement des données spectrales de laboratoire et d'imagerie satellitaire.

Au-delà de leurs propriétés pérennes, les sols cultivés se caractérisent également par des propriétés de surface variables dans le temps telles que la rugosité (dûe à un éventuel travail du sol, à la présence de mottes ou la présence de croûtes) et l'humidité qui sont des propriétés physiques du sol de surface, et les éléments grossiers (cailloux) ou organiques (débris de végétaux secs ou chlorophylliens et cultures). Ainsi je chercherai à accroître notre connaissance des sols en caractérisant ces propriétés de surface variables dans le temps (**Figure 5.1, Axe 2**).

La caractérisation spatialisée de ces deux types de propriétés des sols (pérennes et variables) ouvre de nouvelles perspectives constituant deux autres axes de mon projet de recherche.

Les propriétés de surface variables dans le temps peuvent, d'une part, être considérées comme des facteurs de perturbations de la mesure de télédétection Vis-PIR, impactant la qualité des fonctions d'estimation de propriétés pérennes de sol (e.g., [Stevens et al., 2008](#) ; [Ben-Dor et al., 2009](#) ; [Lagacherie et al., 2008](#)). La prise en compte de ces propriétés dans la mesure de réflectance, constitue désormais un verrou scientifique majeur qu'il s'agira de lever dans les prochaines années, en vue d'améliorer les performances de modèles de prédiction calibrés sur des données de télédétection (e.g., [Denis et al., 2014](#)) (**Figure 5.1, Axe 3**).

Les propriétés de surface variables dans le temps peuvent, d'autre part, être considérées comme des composantes d'intérêt du paysage pour la caractérisation de propriétés fonctionnelles des sols, telles que l'infiltrabilité, la réserve utile en eau ou encore la stabilité structurale des sols. Il s'agira ainsi d'accéder à la spatialisation de ces propriétés fonctionnelles dont les caractérisations relèvent d'une combinaison de propriétés des sols pérennes et variables dans le temps abordées respectivement dans les axes 1 et 2 (**Figure 5.1, Axe 4**).

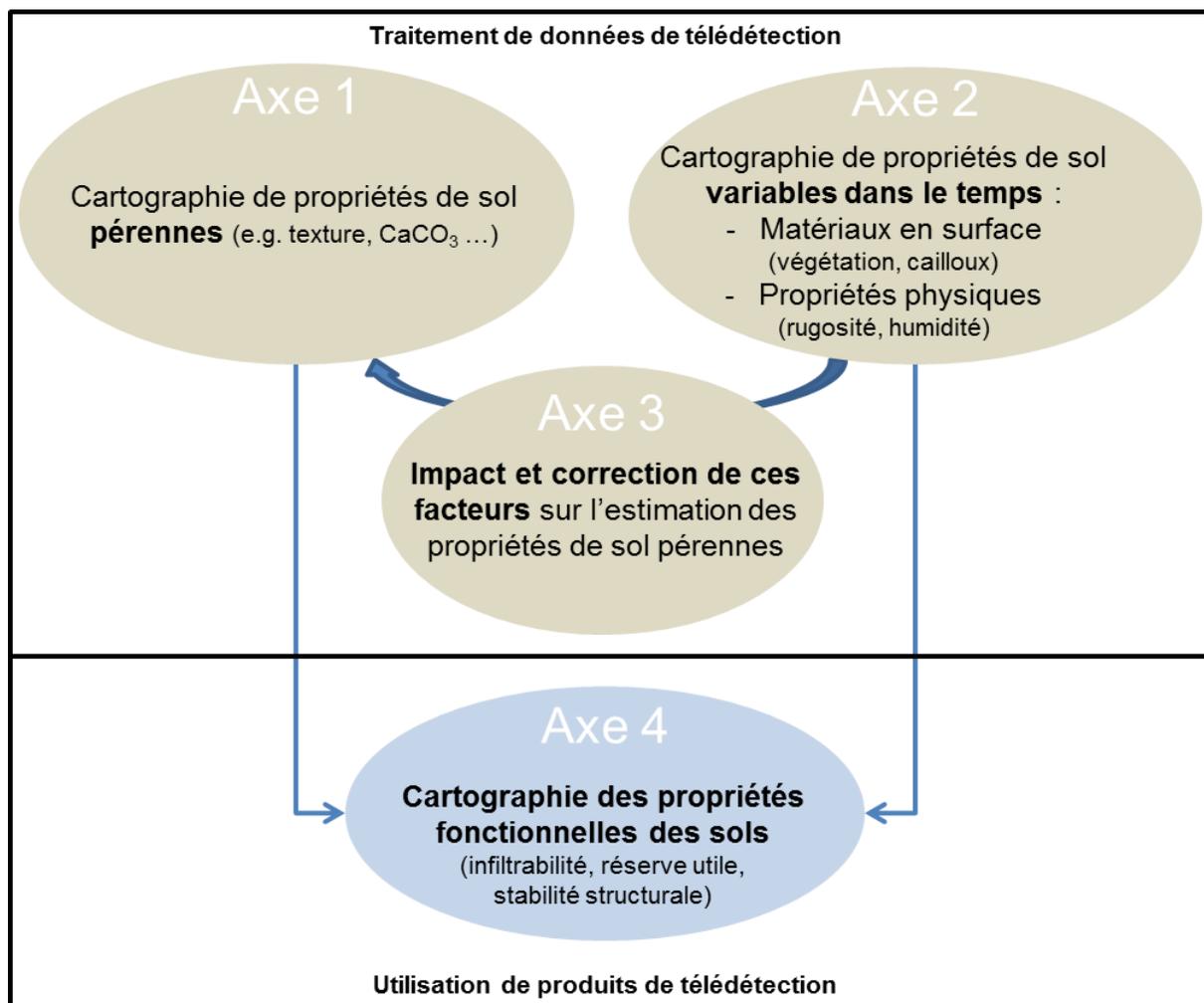


Figure 5.1 : Démarche scientifique envisagée.

Axe 1 : Cartographie de propriétés pérennes des sols. Poursuite des travaux.

Sur les surfaces de sol nu, trois approches innovantes de spatialisation de propriétés pérennes de sol ont été développées afin de limiter les coûts (en argent et en temps) de collecte d'échantillons de sol de surface sur les sites imagés, de mesures physico-chimiques de ces mêmes échantillons, et d'acquisition de données hyperspectrales Vis-PIR (Chapitre III).

Une de ces approches consiste à calibrer les FST en utilisant des bases de données spectrales Vis-PIR acquises en laboratoire couplées à des mesures physico-chimiques [X_{lab} , y], puis à appliquer ces mêmes FST sur des données spatiales X_{im} (e.g., Schwanghart and Jarmer, 2011 ; Jarmer, 2013) (section 3.3). Mes travaux sur ce thème nécessitent de plus amples développements. En premier lieu, il s'agirait de mener à bien les travaux initiés sur l'utilisation de données spectrales labo X_{lab} acquises sur des échantillons prélevés sur une surface A et utilisées pour caler une FST, qui est ensuite appliquée à des données hyperspectrales aéroportées X_{im} acquises sur une surface d'étude B. Dans cette situation, B est inclus dans A et la superficie de B est bien inférieure à la superficie de A (section 3.3, Figure 3.2, Flèche violette). A terme, je souhaiterais poursuivre cette approche en utilisant la Base de Données Globale Mondiale [AC2016.1] pour calibrer des FST et les appliquer ensuite à des données d'imagerie Vis-PIR. En effet, au Sud, il n'existe que très peu de BD régionales et nationales composées à la fois de spectres de labo et d'analyses physico-

chimiques associées. On peut citer les BD constituées par [Shepherd and Walsh \(2002\)](#) sur plus de 1000 sols de surface provenant de l'Afrique de l'Est et du Sud, et par [Bellinaso et al. \(2012\)](#) sur 223 profils de sol au Brésil. Ainsi l'objectif est d'utiliser la BD Globale Mondiale en tout point du Globe. Cela nécessiterait une optimisation de l'utilisation de cette BD Globale (car extrêmement hétérogène spectralement et pédologiquement) en fonction du terrain d'application. La mise en place de modèles dits « locaux » pourrait alors être envisagée (e.g., [Stevens et al., 2010](#)).

Les deux autres approches consistent pour l'une à calibrer les FST en utilisant des mesures physico-chimiques γ de sol réalisées dans le cadre d'anciens programmes de cartographie ([section 3.2](#)), et pour l'autre à identifier les données Vis-PIR de futurs capteurs satellitaires ayant le potentiel d'estimer des propriétés pérennes de sol ([section 3.4](#)). Ces deux approches pourraient être développées conjointement. Des travaux développés jusqu'alors ont montré que les données multispectrales ASTER permettent de cartographier le taux d'argile texturale en surface ([section 3.4.3](#) ; [Nawar et al., 2015](#) ; [AC20XX.5](#)). Il pourrait s'agir d'utiliser conjointement des données multispectrales ASTER et des mesures physico-chimiques γ de sol réalisées dans le cadre d'anciens programmes de cartographie, pour calibrer des FST d'estimation d'argile texturale.

Ces travaux, qui sont dans la continuité de mes recherches actuelles, pourront être réalisés grâce aux collaborations déjà nouées avec mes collègues du Nord et du Sud.

Axe 2 : Cartographie de propriétés des sols variables dans le temps.

Comme exprimé précédemment, le sol se caractérise également par des propriétés variables dans le temps : une rugosité et une humidité qui sont des propriétés physiques du sol de surface, et les éléments grossiers et organiques.

Une cartographie de ces propriétés de sol variables dans le temps, réalisée en simultané de l'acquisition de données Vis-PIR utilisées pour estimer les propriétés pérennes des sols, amènerait à considérer ces propriétés comme des facteurs « de perturbations » des estimations de propriétés pérennes, et permettrait de tester des corrections de ces facteurs sur les estimations de propriétés pérennes (**Axe 3**). La réalisation de ces cartographies dépendra de la disponibilité en données auxiliaires (e.g., données radar) et du type de données Vis-PIR utilisées pour l'estimation de propriétés pérennes (données multispectrales ou hyperspectrales). Des données Vis-PIR hyperspectrales peuvent à elles seules nous permettre de caractériser la présence d'éléments organiques (végétation verte et sèche) et l'humidité (indice Normalized Soil Moisture Index et Water Index SOIL, [Fabre et al., 2015](#)). La rugosité du sol n'est pas, pour le moment caractérisable par des données Vis-PIR hyperspectrales, mais pourrait l'être via l'utilisation de données radar acquises en simultané des données Vis-PIR. Cette action nécessitera la mise en place de nouvelles collaborations, telles que M. Zribi de l'UMR CESBIO (Toulouse).

Des cartographies multi-dates de ces propriétés de sol variables dans le temps, cette fois-ci dissociées des acquisitions de données Vis-PIR utilisées pour l'estimation de propriétés pérennes, serviraient à cartographier des propriétés fonctionnelles des sols (**Axe 4**). Ces cartographies multi-dates pourraient être réalisées en utilisant les capteurs à haute répétitivité temporelle, type Sentinel 1 (radar) et Sentinel 2 (multispectral). Le couvert végétal

chlorophyllien pourrait être estimé et spatialisé via l'utilisation des données multispectrales Sentinel 2 à travers des indices spectraux tels que l'indice de végétation NDVI et de couverture foliaire LAI. Le couvert végétal non-chlorophyllien (résidu de végétaux secs) pourrait être estimé et spatialisé via l'utilisation de données multispectrales Sentinel 2 via l'utilisation i) de la bande spectrale à 2190 nm, correspondant à la longueur d'onde de la cellulose et ii) de la répétitivité temporelle dont bénéficient les données Sentinel 2. En effet, l'évolution temporelle de la réflectance à cette longueur d'onde vis-à-vis des actes techniques au champ (connus à dire d'expert) pourrait être analysée afin de permettre une classification des pixels. En effet, il est attendu que la réflectance à 2190 nm d'un pixel, aux temps t et $t+1$, varie si ce pixel couvert de résidus végétaux secs à un temps t a subi un labour entre la date d'acquisition t et la date d'acquisition $t+1$ (particulièrement vrai en Automne au moment des labours).

Enfin, les propriétés physiques de surface variables dans le temps telles que la rugosité et l'humidité pourraient être estimées et spatialisées via l'utilisation de données radar Sentinel 1 (e.g., [Zribi et al., 2014](#) ; [Gorrab et al., 2015](#)).

Axe 3 : Impact et correction de ces propriétés variables dans le temps, pour l'estimation de propriétés pérennes de sol.

Dans un premier temps, il s'agirait d'estimer l'impact des propriétés et matériaux en surface variables dans le temps, sur l'estimation des propriétés pérennes de sol. Par exemple, l'humidité du sol a un impact sur le spectre dans le domaine spectral du Visible et les bandes liées aux ions OH. Donc la présence d'humidité dans les sols perturbe l'estimation du carbone organique qui a lui-même une réponse spécifique dans le domaine du Visible ([Nocita et al., 2013](#) ; [Minasny et al. 2011](#)), et l'estimation de l'argile texturale qui a une réponse spécifique liée aux ions OH autour de 2206 nm ([Minasny et al. 2011](#)). Par contre l'humidité ne perturbe à priori que très peu l'estimation du CaCO_3 qui a une réponse spécifique lié aux ions CO^{3+} autour de 2340 nm.

Ces travaux, nécessitant des expérimentations in-situ, pourront être développés en collaboration avec l'ONERA de Toulouse, ou encore l'UMR ITAP de Montpellier.

Dans un deuxième temps il s'agirait de corriger l'effet de ces propriétés et matériaux en surface variables dans le temps, afin d'améliorer l'estimation des propriétés pérennes de sol. Cette correction peut être envisagée selon deux voies.

Une première voie consisterait à corriger l'estimation de propriétés pérennes, sans estimation du (ou des) facteur(s) de perturbation, via l'utilisation de transferts de modèle ([section 3.3](#)). A titre d'exemple, [Ackerson et al. \(2015\)](#) ont cherché à corriger l'effet de l'humidité affectant des spectres enregistrés sur le terrain sur des échantillons de sol mouillés, en utilisant des spectres de laboratoire obtenus sur ces mêmes échantillons séchés. Ces travaux étaient dédiés à la prédiction de l'argile texturale.

Une deuxième voie consisterait à corriger l'estimation de propriétés pérennes, après estimation du (ou des) facteur(s) de perturbation. Mes travaux de spatialisation d'argile texturale sur surfaces semi-végétalisées appartiennent à cet axe ([section 2.3](#)). Alors que seulement 4 % d'une zone d'étude test (surfaces de sol nu) peut être cartographiée en terme de taux d'argile par FST classique [[AC2012.2](#)], l'approche DSS permet la spatialisation de près de 63 % de la surface de cette zone d'étude test [[AC2016.2](#)]. A ce stade il s'agirait :

- d'étudier la robustesse de l'étape de séparation aveugle de sources à travers une analyse de sensibilité de l'algorithme au nombre de matériaux (=sources) supposés dans les pixels mixtes et à leurs natures.

- d'étudier le comportement de l'approche DSS lorsque celle-ci est dédiée à la prédiction de propriétés de sol ayant une signature spectrale moins marquée que l'argile texturale (par exemple le fer ou la matière organique) et dans des contextes pédologiques différents.

- d'améliorer l'approche DSS en utilisant le maximum d'information à disposition (connaissance pédologique, géographique de la zone, occupation du sol...). Il pourrait s'agir d'adapter l'approche DSS (à la fois l'étape de séparation aveugle de sources et l'étape de prédiction d'argile) à chaque unité pédologique des zones d'étude.

Notons que cette approche pourrait être transposée à d'autres applications telles que l'estimation de propriétés biophysiques des plantes ou l'identification d'espèces végétales par imagerie Vis-PIR, en présence de matériau non végétal (par exemple le sol) au sein des pixels étudiés, comme initié par [Tits et al. \(2014\)](#).

Une approche complémentaire à la DSS consisterait à classer les facteurs de perturbations et à construire des FST (ou des DSS) par classe de facteurs de perturbations. Dans cette optique, [Nocita et al. \(2013\)](#) proposent de classer l'humidité en classes en utilisant l'indice spectral NSMI (Normalized Soil Moisture Index) puis de construire une FST pour l'estimation de carbone organique des sols, par classe d'humidité.

Axe 4 : Cartographie des propriétés fonctionnelles des sols.

L'estimation et la spatialisation de propriétés fonctionnelles des sols (e.g., infiltrabilité, réserve utile et stabilité structurale) pourraient reposer sur trois approches, via l'utilisation conjointe des propriétés de sol pérennes et variables dans le temps estimées par télédétection. En effet, l'infiltrabilité des sols cultivés peut être expliquée et raisonnablement prédite à partir d'un nombre limité i) de caractéristiques observables de la surface du sol et ii) de leurs modalités : présence/absence de travail du sol, caractéristiques structurales (rugosité ou taille des mottes, présence/absence de croutes), caractéristiques de couverture du sol (éléments minéraux –cailloux- ou organiques -débris de végétaux et couverture végétale-) et caractéristiques texturales (répartition entre l'argile, le limon et le sable) (e.g., [Tighe et al., 2012](#)). La réserve utile en eau des sols dépend quant à elle principalement de la texture du sol, de la teneur en éléments grossiers et de la profondeur du sol (e.g., [Cousin et al., 2014](#)). Et la stabilité structurale dépend principalement de la matière organique et de la texture du sol (e.g., [Le Bissonais et al, 2007](#)).

Une première approche consisterait à développer des fonctions de pédotransfert ([Bouma, 1989](#)) qui sont établies le plus souvent par régression multilinéaire mettant en relation des propriétés physico-chimiques du sol et la propriété fonctionnelle recherchée. A titre d'exemple, [Le Bissonais et al \(2007\)](#) ont développé des fonctions de pédotransfert visant à estimer la stabilité structurale des sols Méditerranéens à partir de la texture, le CaCO₃ et le carbone organique de ces sols. Un premier test encourageant d'estimation de stabilité structurale par spectroscopie Vis-PIR de laboratoire a été mené avec des collègues de l'UMR LISAH et des partenaires Tunisiens de l'INRAT et l'INRGREF [[AC2013.2](#)]. De tels travaux pourraient être étendus à la spatialisation de cette même propriété fonctionnelle, via l'utilisation de données d'imagerie Vis-PIR.

Une seconde approche consisterait à développer des modèles de type système expert (aussi appelés règles de pédotransfert), sous forme d'un arbre de décision afin de définir des

classes qualitatives des propriétés fonctionnelles du sol. A titre d'exemple, [Leonard and Andrieux \(1998\)](#) ont développé un modèle de type système expert visant à estimer l'infiltrabilité des sols Méditerranéens, à partir du couvert végétal, de la texture et de la rugosité des sols. La spatialisation de ces composants du sol réalisée au cours des axes 1 et 2, pourrait être utilisée dans de tels modèles afin de retrouver une infiltrabilité des sols.

Une troisième approche consisterait à inverser des modèles de culture pour en déduire des propriétés fonctionnelles de sol, en utilisant des produits de télédétection. A titre d'exemple, l'utilisation de données de végétation et d'humidité des sols issues de traitement d'images de télédétection dans des modèles de végétation et de culture a récemment permis d'estimer des propriétés hydriques de surface et de la zone racinaire (e.g., [Shin et al., 2013](#) ; [Mohanty 2013](#)). Sur la base de ces travaux, il pourrait être envisagé d'estimer la réserve utile des sols par inversion de modèles de culture, en utilisant des cartes d'humidité, de texture du sol et de couverture d'éléments grossiers obtenues par traitement de données Vis-PIR hyperspectrales EnMap et multispectrales Sentinel-2 (en axes 2 et 3).

Travaux « Trans-Axes » :

Sur la base du travail d'estimation des incertitudes liées aux prédictions de propriétés pérennes de sol ([section 2.4](#)), il serait nécessaire d'étudier les incertitudes associées à chaque spatialisation de propriétés de sol pérennes, variables dans le temps et fonctionnelles. Ces incertitudes devront intégrer l'incertitude liée *i*) au modèle de prédiction (e.g., modèle de régression, fonction de pédotransfert, arbre de décision...) et *ii*) à la mesure des propriétés et matériaux utilisés pour la calibration de ces modèles.

Enfin, les cartes de propriétés de sol pérennes, variables dans le temps et fonctionnelles pourraient être utilisées comme paramètres d'entrée de modèles de processus biophysiques tels que les modèles des cultures (e.g., [Brisson et al., 2010](#)), de dynamique du carbone (e.g., [Falloon et Smith, 2002](#)), modèles hydrologiques (e.g., [Moussa et al, 2002](#)), d'érosion (e.g., [Le Bissonnais et al., 2005](#)), afin d'aider à la décision en matière de préservation des ressources en sol et de production agricole. Mon environnement de recherche au sein de l'UMR LISAH est propice à la construction de collaboration sur ce thème. Sans pour autant porter ce travail, je pourrais collaborer avec des « processologues », afin d'estimer le bénéfice de l'utilisation de ces produits de télédétection dans les modèles de processus biophysiques. Il s'agira alors d'étudier la sensibilité des modèles à ce type de données et la propagation d'erreur qui résulte de l'utilisation de telles données dans ces modèles.

REFERENCES

- Ackerson, J.P., Demattê, J.A.M. and Morgan, C.L.S. (2015). Predicting clay content on field-moist intact tropical soils using a dried, ground VisNIR library with external parameter orthogonalization. *Geoderma*, 259–260, p. 196–204.
- Ans B., Hérault J. and Jutten C. (1985). Adaptive neural architectures: Detection of primitives. *in: Proceedings of COGNITIVA'85*, Paris, France, p. 593–597.
- Arrouays D., Jolivet C., Bouillon L., Bodineau G., Saby N. and Grolleau E. (2002). A new initiative in France: a multi-institutional soil quality monitoring network. *Comptes Rendus de l'Académie d'Agriculture de France*, 88, p. 93–105.
- Bartholomeus H., Kooistra L., Stevens A., Van Leeuwen M., Van Wesemael B., Ben-Dor E. and Tychon B. (2010). "Soil organic carbon mapping of partially vegetated agricultural fields with imaging spectroscopy". *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(1), p. 81–88.
- Baume O., Skjærven J.O., Heuvelink G.B.M. and Pebesma E.J. (2011). A geostatistical approach to data harmonization - application to radioactivity exposure data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13 (3), p. 409–419.
- Bayer A., Bachmann M., Müller A. and Kaufmann H. (2012). "A Comparison of Feature-Based MLR and PLS Regression Techniques for the Prediction of Three Soil Constituents in a Degraded South African Ecosystem," *Applied and Environmental Soil Science*, 2012, Article ID 971252, 20 pages.
- Bayliss J., Gualtieri J.A. and Cromp R.F. (1997). "Analysing hyperspectral data with independent component analysis". In *Applied Image and Pattern Recognition Workshop*, 3240, p. 133–143.
- Bellinaso H., Dematte J.A.M. and Romeiro S.A. (2010). Soil Spectral Library and Its Use in Soil Classification. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 34(3): 861-870.
- Ben-Dor E. and Banin A. (1995a). Near infrared analysis (NIRA) as a rapid method to simultaneously evaluate several soil properties. *Soil Science Society of American Journal*, 59, p. 364–372
- Ben-Dor E. and Banin A. (1995b). Near infrared analysis (NIRA) as a simultaneously method to evaluate spectral featureless constituents in soils. *Soil Science*, 159, p. 259–269
- Ben-Dor E., Patkin K., Banin A. and Karnieli A. (2002). Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data-a case study over clayey soils in Israel. *International Journal of Remote Sensing*, 23 (6), p. 1043-1062.
- Ben-Dor E., Goldshleger N., Benyamini Y., Agassi M. and Blumberg D.G. (2003). The Spectral Reflectance Properties of Soil Structural Crusts in the 1.2- to 2.5- μm Spectral Region
- Ben-Dor E., Chabrillat S., Demattê J.A.M., Taylor G.R., Hill J., Whiting M.L. and Sommer S. (2009). "Using imaging spectroscopy to study soil properties". *Remote Sensing of Environment*, 113, p. 38-55.
- Ben-Dor E., Kafri A. and Varacalli G. (2014). SHALOM: An Italian-Israeli Hyperspectral orbital Mission – Update. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Quebec, Canada, July 13-18, 2014.
- Brisson N., Gate P., Gouache D., Charmet G., Oury F.X. and Huard F. (2010). "Why are wheat yields stagnating in Europe? A comprehensive data analysis for France". *Field Crops Research*. 119 : 201- 212.
- Bouma J., (1989). "Using soil survey data for quantitative land evaluation". *Advances in Soil Science*, 177–213.

- Bouveresse E. and Massart D.L. (1996). Improvement of the piecewise direct standardisation procedure for the transfer of NIR spectra for multivariate calibration. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 32(2), p. 201-213.
- Briottet X., Marion R., Carrere V., Jacquemoud S., Bourguignon A., Chami M., Chanussot J., Chevrel S., Deliot P., Dumont M., Foucher P.Y., Minghelli-Roman A., Sheeren D., Weber C., Prastault P, Hosford S. and Lefevre M.J. (2013). "HYPXIM: HYPXIM: a second generation high spatial resolution hyperspectral satellite for dual applications" 5th *Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing* (WHISPERS), June 2013, Gainesville, Florida, USA.
- Brown D.J. (2007). Using a globalVNIR soil-spectral library for local soil characterization and landscape modeling in a 2nd-order Uganda watershed. *Geoderma* 140 (4), p. 444–453.
- Bussoletti E. (2012). "Space Observations for Agriculture and Food Support". Inter-Agency *Meeting on Outer Space Activities: 2012*. Thirty-second session , 7-9March 2012. Rome, Italy.
- Carrere V., Bourguignon A., Briottet X., Chami M., Chevrel S., Jacquemoud S. and Marion R. (2013). The French Hyperspectral Earth Observation Science/Defense mission HYPXIM - A second generation high spectral and spatial resolution imaging spectrometer, *IGARSS*, 21-26 July 2013, Melbourne, Australia.
- Clark R.N. and Roush T.L. (1984). Reflectance spectroscopy: quantitative analysis techniques for remote sensing applications. *Journal of Geophysical Research*, 89(B7), p. 6329–6340.
- Common P. (1994). Independent component analysis, a new concept ? *Signal processing* 36, p. 287–314.
- Cousin I., Nicoullaud B., Tetegan D. M., Richer de Forges A., Arrouays D. and Bouthier, A. (2014). Estimating the Available Water Content of highly heterogeneous soils including stony soils at the regional scale. In: Dominique Arrouays, Neil McKenzie, Jon Hempel, Anne Richer de Forges, Alex McBratney, dir., *GlobalSoilMap: Basis of the global soil information system*, Leiden, NLD : CRC Press, p. 221-225.
- Cudahy T., Hewson R., Huntington J., Quigley M. and Barry P.S. (2001). The Performance of the Satellite-Borne HYPERION Hyperspectral VNIR-SWIR Imaging System for Mineral Mapping at Mount Fitton, South Australian, *Proceedings IEEE 2001 International Conference on Geoscience and Remote Sensing*.
- Denis A.A., Stevens A., Wesemael B.V., Udelhoven T. and Tychon B. (2014). Soil organic carbon assessment by field and airborne spectrometry in bare croplands: accounting for soil surface roughness, *Geoderma*, 226–227, p. 94-102,
- Dobos E., Carré F., Hengl T., Reuter H.I. and Tóth G. (2006). Digital Soil Mapping as a support to production of functional maps. EUR 22123 EN, *Office for Official Publications of the European Communities*, Luxemburg, 68 pp
- Drusch M., Del Bello U., Carlier S., Colin O., Fernandez V., Gascon F., Hoersch B., Isola C., Laberinti P., Martimort P., Meygret A., Spoto F., Sy O., Marchese F., Bargellini P. (2012) Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Remote Sensing of Environment*, 120, p. 25-36.
- ESA. 2011. GMES Overview. http://www.esa.int/esaLP/SEMRR10DU8E_LPgmes_0.html.
- Escadafal R. (1994). Soil spectral properties and their relationships with environmental parameters - Examples from arid regions." in: Hill und Mégier (Ed.): *Imaging Spectrometry - A Tool for Environmental Observations*, ECSC, EEC, EAEC, p. 71-87.
- Fabre S., Leassignoux A. and Briottet X. (2015). Estimation of Soil Moisture Content on Spectral Reflectance of Bare Soils in the 0.4 -2.5 m Domain. *Sensors*, MDPI, p.1-18.

- Falloon P. and Smith P. (2002). "Simulating SOC changes in long-term experiments with RothC and CENTURY: model evaluation for a regional scale application". *Soil Use and management*, 18: 101–111.
- Fearn T. (2001). Standardisation and calibration transfer for near infrared instruments: a review. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 9(4), p. 229-244.
- Fernandez-Ahumada E., Roger J.M. and Palagos B. (2012). "A new formulation to estimate the variance of model prediction. Application to near infrared spectroscopy calibration". *Analytica Chimica Acta*, 721, p. 28–34.
- Geladi P. and Esbensen K.J. (1990). The start and early history of chemometrics: selected interviews. Part 1. *Journal of Chemometrics*, 4, p. 337-354.
- Giampaolo P., Cisbani A., De Cosmo V., Galeazzi C., Labate D. and Melozzi M. (2008). Hyperspectral Instruments for Earth Observation. *International conference on Space Optics*, October 14-17 Toulouse, France.
- Giardino C., Bresciani M., Matta E. and Brando V. (2014). Hyperspectral observations of optical properties in lakes in Perspectives of futures satellite sensors - a case study in Italy. *In Whispers*, Lusanne, SWISS, 24-27 June 2014.
- Gogé F., Joffre R., Jolivet C., Ross I. and Ranjard L. (2012). Optimization criteria in sample selection step of local regression for quantitative analysis of large soil NIRS database. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 110, p. 168–176
- Gorrab A., Zribi M., Baghdadi N. and Lili Chabaane Z. (2015). Mapping of bare soil surface parameters from TerraSAR-X radar images over a semi-arid region, in *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XVII*, Christopher M. U. Neale; Antonino Maltese, Editors, *Proceedings of SPIE* Vol. 9637 (SPIE, Bellingham, WA 2015), 96371F.
- Hempel J.W., McBratney A.B., Arrouays D., McKenzie N.J. and Hartemink A.E. (2014). GlobalSoilMap project history. In: Dominique Arrouays, Neil McKenzie, Jon Hempel, Anne Richer de Forges, Alex McBratney, dir., *GlobalSoilMap: Basis of the global soil information system*, Leiden, NLD : CRC Press, p.3-8.
- Hengl T., Heuvelink G.B.M., Kempen B., Leenaars J.G.B., Walsh M.G., Shepherd K.D., Sila A., MacMillan R.A., De Jesus J.M., Tamene L. and Tondoh J.E. (2015). Mapping soil properties of Africa at 250 m resolution: Random forests significantly improve current predictions. *PLoS One*, 10, p. 1–26.
- Jacob F. (2015) ALMIRA : adapter les mosaïques paysagères pour mieux gérer la production, les sols et l'eau agricoles. *Les dossiers d'Agropolis International Changement climatique : impacts et adaptations*, 20, 11.
- Jarmer T. (2013). Spectroscopy and hyperspectral imagery for monitoring summer barley. *International journal of remote sensing*, 34(17), p. 6067-6078.
- Jenhaoui J., Raclot D. and Lamachère J.M. (2008). Le parcellaire et l'occupation du sol entre 2004 et 2008 sur le bassin versant de Kamech (Cap Bon, Tunisie). Tunis: UMR LISAH, IRD (15 pp. + annexes).
- Jensen J.R. and Cowen D.C. (1999). Urban/Suburban Infrastructure and Socio-Economic Attributes, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 65(5), p. 611-622.
- Jutten C. and Herault J. (1991). Blind separation of sources, part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. *Signal Processing*, 24, p. 1–10.
- Kennard R.W. and Stone L.A. (1969). Computer aided design of experiments. *Technometrics*, 11 (1), p. 137–148.
- Knadel M., Deng F., Thomsen A., and Greve M.H. (2012). Development of a Danish national Vis-NIR soil spectral library for soil organic carbon determination. *Digital Soil*

- Assessments and Beyond*. CRC Press 2012, Minasny, Malone McBratney (eds). p. 403-408.
- Kruse F.A., Boardman J. and Huntington J. (2003). Comparison of Airborne Hyperspectral Data and EO-1 HYPERION for Mineral Mapping, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(6).
- Kruse F.A., Clasen C.C., Kim A.M. and Carlisle S.C. (2012). "Effects of spatial and spectral resolution on remote sensing for disaster response," *Proceedings of the IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2012)*, 22 - 27 July 2012, Munich, Germany.
- Kruse F.A. and Perry S. (2013). Mineral mapping using simulated Worldview-3 short-wave-infrared imagery, *Remote Sensing*, 5, p. 2688–2703.
- Lagacherie P. and McBratney A.B. (2007). « Spatial Soil Information Systems and Spatial Soil Inference Systems: Perspectives for Digital Soil Mapping», In P. Lagacherie, McBratney A.B., & Voltz M. (Eds.), *Digital Soil Mapping: an Introductory perspective*, Elsevier, p. 3–22.
- Lagacherie P., Baret F., Feret J-B, Madeira Netto J. and Robbez-Masson J-M (2008). Estimation of soil clay and calcium carbonate using laboratory, field and airborne hyperspectral measurements. *Remote Sensing of Environment*, 112 (3), p. 825-835.
- Le Bissonnais Y., Daroussin J., Jamagne M., Lambert J.-J., Le Bas C., King D., Cerdan O., Léonard J., Bresson L.-M. and Jones R.J.A. (2005). "Pan-European soil crusting and erodibility assessment from the European Soil Geographical Database using pedotransfer rules". *Advances in Environmental Monitoring and Modelling*, 2, 1, p.1-15.
- Le Bissonnais Y., Blavet D., De Noni G., Laurent J.Y., Asseline J. and Chenu C. (2007). Erodibility of Mediterranean vineyard soils: relevant soil aggregate stability methods and significant soil variables. *European Journal of Soil Science* 58, p. 188–195.
- Lee D.D. and Seung H.S. (2001). "Algorithms for non-negative matrix factorization". *Advances in Neural Information Processing Systems*, 13: MIT Press, p. 556–562.
- Legendre L. and Legendre P. (1998). Numerical Ecology. *2nd English ed. Elsevier. Masson*, Amsterdam, p. 39–45.
- Leonard J. and Andrieux P. (1998). Infiltration characteristics of soils in Mediterranean vineyards in Southern France. *Catena*, 32: 209-223. doi:10.1016/S0341-8162(98)00049-6.
- Levin N., Kidron G.J. and Ben-Dor E. (2007). Surface properties of stabilizing coastal dunes: combining spectral and field analyses. *Sedimentology*, 54, p. 771-788
- Lobell D.B. and Asner G.P. (2002) "Moisture effects on soil reflectance". *Soil Science Society of America Journal*, 66, p. 722–727.
- Lopinto E. and Ananasso C. (2013). "The Prisma Hyperspectral Mission". *33rd EARSeL Symposium, Towards Horizon 2020: Earth Observation and Social Perspectives*, Matera (Italy), 3-6 June 2013.
- Lugassi R., Ben-Dor E. and Eshel G. (2010). A spectral-based method for reconstructing spatial distributions of soil surface temperature during simulated fire events. *Remote Sensing of Environment*, 114(2), p. 322–331.
- McBratney A.B., Mendonca Santos M.L., Minasny B. (2003). « On digital soil mapping », *Geoderma*, 117(1-2), p. 3–52.
- Madeira Netto J.S., Bedidi A., Pouget M. and Cervelle B. (1997). "Visible spectrometric indices of hematite (Hm) and goethite (Gt) content in lateritic soils: the application of a Thematic Mapper (TM) image for soil-mapping in Brasilia, Brazil", *International Journal of Remote Sensing*, 18, p. 2835–2852.

- Madeira Netto J.S.R., Robbez-Masson J.M. and Martins E. (2006). Visible-NIR hyperspectral imagery for discriminating soil types in the La Peyne watershed (France). In: Lagacherie, P., Mc Bratney, A.B., Voltz, M. (Eds.), *Digital Soil Mapping: an Introductory Perspective*. Elsevier.
- Mathieu R., Pouget M., Cerville B. and Escadafal R. (1998). «Relationships between satellite based radiometric indices simulated using laboratory reflectance data and typical soil color of an arid environment», *Remote Sensing of Environment*, 66, p. 17-28.
- Miesch C., Poutier L., Achard V., Briottet X., Lenot X. and Boucher Y. (2005). "Direct and inverse radiative transfer solutions for visible and near-infrared hyperspectral imagery". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(7), p. 1552–1562.
- Minasny B., McBratney A.B., Bellon-Maurel V., Roger J.-M., Gobrecht A., Ferrand L. and Joalland S. (2011). Removing the effect of soil moisture from NIR diffuse reflectance spectra for the prediction of soil organic carbon. *Geoderma*, p. 167–168, p. 118–124.
- Mohanty B.P. (2013). Soil Hydraulic Property Estimation Using Remote Sensing: A Review. *Vadose Zone Journal*, 12.
- Moussa R., Voltz M. and Andrieux P. (2002). "Effects of the spatial organization of agricultural management on the hydrological behaviour of a farmed catchment during flood events", *Hydrological Processes*, 16, p.393-412.
- Nawar S., Buddenbaum H and Hill J. (2015). Digital Mapping of Soil Properties Using Multivariate Statistical Analysis and ASTER Data in an Arid Region. *Remote Sensing*. 7(2), p. 1181-1205
- Nijland W., Addink E.A., De Jong S.M. and Van der Meer F.D. (2009). Optimizing spatial image support for quantitative mapping of natural vegetation, *Remote Sensing of Environment*, 113, p. 771-780.
- Ninomiya Y (2004). Lithologic Mapping with Multispectral ASTER TIR and SWIR Data, Sensor, Systems, and Next generation Satellites VII. *SPIE 5234*, p. 180–190.
- Nocita M., Stevens A., Tóth G., Van Wesemael B., Montanarella L. (2013). Prediction of soil organic carbon content by diffuse reflectance spectroscopy using a local partial least square regression approach. *Soil Biology Biochemistry*, 68, p. 337-347.
- Palacios-Orueta A., Pinzón J.E., Ustin S.L. and Roberts D.A. (1999). Remote Sensing of Soils in the Santa Monica Mountains: II. Hierarchical Foreground and Background Analysis, *Remote Sensing of Environment*, 68, 2, p. 138-151.
- Rahman A.F., Gamon J.A., Sims D.A. and Schmidts M. (2003). Optimum pixel size for hyperspectral studies of ecosystem function in southern California chaparral and grassland. *Remote Sensing of Environment*. 84, p. 192–207.
- Roberts D.A., Quattrochi D.A., Hulley G.C., Hook S.J. and Green R.O. (2012). Synergies between VSWIR and TIR data for the urban environment: An evaluation of the potential for the Hyperspectral Infrared Imager (HyspIRI) Decadal Survey mission. *Remote Sensing of Environment*, 117, p. 83–101.
- Rowan L. and Mars J. (2002). Lithological Mapping in the Mountain Pass, California Area Using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) Data, *Remote Sensing of Environment*, 3, p. 350–366.
- Rowan L., Abrams M. and Mars J. (2003). Mapping Hydrothermally Altered Rocks at Cuprite, Nevada, Using the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER), a New Satellite-Imaging System, *Economic Geology and the Bulletin of the Society of Economic Geologists*, 98(5), p. 1019–1027.
- Sanchez P., Ahamed, S., Carré, F., Hartemink, A., Hempel, J., Huising, J., et al. (2009). "Digital soil map of the world". *Science*, 325, p. 680–681.

- Schaaf A.N., Dennison P.E., Fryer G.K., Roth K.L. and Roberts D.A. (2011). Mapping Plant Functional Types at Multiple Spatial Resolutions Using Imaging Spectrometer Data. *GIScience and Remote Sensing*, 48(3), p. 324-344.
- Schwanghart W. and Jarmer T. (2011). "Linking spatial patterns of soil organic carbon to topography—a case study from south-eastern Spain". *Geomorphology*, 126(1), p. 252-263.
- Selige T., Bohner J. and Schmidhalter U. (2006). High resolution topsoil mapping using hyperspectral image and field data in multivariate regression modeling procedures. *Geoderma*, 136(1-2), p. 235-244.
- Shenk J.S. and Westerhaus M.O. (1991). New standardization and calibration procedures for NIRS analytical systems. *Crop Science*, 31(6), p. 1694-1696.
- Shepherd K.D. and Walsh M.G. (2002). Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties. *Soil Science Society of America Journal*. 66 (3), 988 – 998.
- Shin Y., Mohanty B.P. and Ines A.V.M (2013). Estimating Effective Soil Hydraulic Properties Using Spatially Distributed Soil Moisture and Evapotranspiration. *Vadose Zone Journal*, 12(3).
- Stevens A., Van Wesemael B., Vandenschrick G., Touré S. and Tychon B. (2006). Detection of Carbon Stock Change in Agricultural Soils Using Spectroscopic Techniques, *Soil Science Society of America journal*, 70, p. 844–850.
- Stevens A., Van Wesemael B., Bartholomeus H., Rosillon D., Tychon B. and Ben-Dor E. (2008). Laboratory, field and airborne spectroscopy for monitoring organic carbon content in agricultural soils, *Geoderma*, 144(1–2), p. 395-404.
- Stevens A., Udelhoven T., Denis A., Tychon B., Lioy R., Hoffmann L. and Van Wesemael B. (2010). "Measuring soil organic carbon in croplands at regional scale using airborne imaging spectroscopy", *Geoderma*, 158, 1–2, p. 32-45.
- Stuffer T., Kaufmann H., Hofer S., Förster K.-P., Schreier G., Müller A., Eckardt A., Bach H., Penne B., Benz U. and Haydn R. (2007). The EnMAP hyperspectral imager- An advanced optical payload for future applications in Earth observation programmes, *Acta Astronautica*, 61, 1-6, p. 115-120.
- Tenenhaus M. (1998). "La régression PLS". *Paris: Editions Technip* (254 pp.).
- Tighe M., Muñoz Robles C., Reid N., Wilson B. and Briggs S. V. (2012). Hydrological thresholds of soil surface properties identified using conditional inference tree analysis. *Earth Surface Processes and Landforms*, 37(6), 620-632.
- Thorp K.R., French A.N. and Rango A. (2013). Effect of image spatial and spectral characteristics on mapping semi-arid rangeland vegetation using multiple endmember spectral mixture analysis (MESMA). *Remote Sensing of Environment*. 132, p. 120–130.
- Tits L., Somers B., Saeys W. and Coppin P. (2014) Site-Specific Plant Condition Monitoring Through Hyperspectral Alternating Least Squares Unmixing. *IEEE Journal of Selected topics in Applied Earth Observations and remote Sensing*. 7 (8), p. 3606-3618.
- Toth G., Jones A. and Montanarella L. (2013). LUCAS Topsoil Survey: Methodology, Data and Results. *Publications Office of the European Union*, Luxembourg, p.141. 10. 2788/97922.
- Tourlière B., Perrin J., LeBerge P. and Pasquet J. (2003). Use of Airborne Gamma-Ray Spectrometry for Kaolin Exploration, *Journal of Applied Geophysics* 53(2-3), p. 91–102.
- Vaysse K. and Lagacherie P. (2015). Evaluating Digital Soil Mapping approaches for mapping GlobalSoilMap soil properties from legacy data in Languedoc-Roussillon (France). *Geoderma Regional*, 4, p. 20–30.

- Viscarra Rossel R.A., Walvoort D.J.J., Mcbratney A.B., Janik L.J. and Skjemstad J.O. (2006). Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, 131, p. 59–75.
- Viscarra Rossel R.A. and Bui E.N. (2015). A new detailed map of total phosphorus stocks in Australian soil, *Science of The Total Environment*, 542, Part B, 15, p. 1040-1049.
- Wackernagel H. (1995). *Multivariate geostatistics*. Springer—Verlag. p. 255.
- Wilford J., Bierwirth P. and Craig M. (1997). Application of Airborne Gamma-Ray Spectrometry in Soil/Regolith Mapping and Applied Geomorphology, AGSO *Journal of Geology and geophysics*, 17(2), p. 201–216.
- Winter E.M. (1999). "N-FINDR: An algorithm for fast autonomous spectral end-member determination in hyperspectral data". In *Imaging Spectrometry V*, July 1999, Denver, Colorado, *Proceeding SPIE*, 3753, p. 266–277.
- Zornoza R., Guerrero V., Mataix-Solera J., Scow K.M., Arcenegui V. and Mataix-Beneyto J. (2008). Near infrared spectroscopy for determination of various physical, chemical and biochemical properties in Mediterranean soils. *Soil Biology and Biochemistry*, 40, p. 1923–1930.
- Zribi M., Gorraeb A., and Baghdadi N., (2014). A new soil roughness parameter for the modelling of radar backscattering over bare soil, *Remote Sensing of Environment*, 152, p. 62-73.

ANNEXE

(Tirés à part)

Tirés à part relatifs au Chapitre II :

- C2012.1 Gomez C., Lagacherie P., Bacha S. (2012). "Using an Vis-NIR hyperspectral image to map topsoil properties over bare soil surfaces in the Cap Bon region (Tunisia)." *Digital Soil Assessments and Beyond*. CRC Press 2012, Minasny, Malone & McBratney (eds), 387-392.
- AC2016.2 Ouerghemmi, W., Gomez C., Nacer, S., Lagacherie P. (2016). "Semi-blind source separation for estimation of clay content over semi-vegetated areas, from VNIR/SWIR hyperspectral airborne data". *Remote Sensing of Environment*. 181, 251-263.

Tirés à part relatifs au Chapitre III :

- AC2015.2 Gomez C., Oltra Carrio R., Lagacherie P., Bacha S., Briottet X. (2015) "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.
- AC2016.3 Gomez C., Gholizadeh A., Borůvka L., Lagacherie P., (2016). "Using legacy data for predicting soil surface clay content from VNIR/SWIR hyperspectral airborne images". *Geoderma*, 276, pp 84–92.

Tirés à part relatifs au Chapitre IV :

- C2012.2 Ciampalini R., Lagacherie P., Monestiez P, Walker E., Gomez C. (2012). "Co-kriging of soil properties with Vis-NIR hyperspectral covariates in the Cap Bon region (Tunisia)." *Digital Soil Assessments and Beyond*. CRC Press 2012, Minasny, Malone & McBratney (eds), 393-398.
- AC2013.3 Lagacherie P., Ruth A., Gomez C., Bacha S., Coulouma G., Hamrouni H, Mekki I. and Bacha S., (2013) "Combining hyperspectral imagery and legacy measured soil profiles to map subsurface soil properties in a Mediterranean area (Cap-Bon, Tunisia)". *Geoderma*, 209–210, pp 168-176.