

Table des matières

Remerciements	i
Résumé	iii
Famintinana	iv
Abstract	vi
Table des matières	vii
Glossaire	xiii
Liste des abréviations	xv
Liste des figures	xvii
Liste des photos	xviii
Liste des tableaux	xix
Liste des annexes	xx
Introduction générale	1
Chapitre 1 : Cadre conceptuel de la thèse	4
1. Contexte scientifique	4
1.1. Le sol : une ressource naturelle menacée	4
1.1.1. Définition	4
1.1.2. Fonctions	4
1.1.3. Menaces sur les fonctions des sols	7
1.2. Le carbone des sols au cœur des négociations internationales : l’initiative 4 pour 1000	8
1.3. L’azote et le phosphore des sols : éléments indispensables en réponses aux différents enjeux internationaux	10
1.3.1. L’azote	10
1.3.2. Le phosphore	11
1.4. Dégradation des sols malgaches à la suite de la déforestation et des mauvaises pratiques agricoles	13
1.5. La cartographie numérique des sols	14
1.5.1. Importance de la cartographie des sols	14
1.5.2. Concept de la cartographie numérique des sols	15
1.5.3. Les enjeux de la cartographie numérique des sols à Madagascar	16
1.5.3.1. Parcours de la recherche sur les sols	16
1.5.3.2. Une base de données nationale produit des études des sols	17

1.5.3.3. Cartographie des stocks de carbone organique des sols	18
2. Problématiques scientifiques.....	20
2.1. Besoin de produire des cartes d’occupations des sols pour une meilleure cartographie numérique des sols	20
2.2. Nécessité de mettre à jour la distribution spatiale des stocks de carbone du sol à l’échelle nationale	21
2.3. Importance de l’établissement d’autres cartes thématiques du sol : l’azote et le phosphore	23
3. Objectifs et hypothèses de recherche	24
Chapitre 2 : Cartographie de l’occupation des sols malagasy	27
1. Présentation du chapitre	27
1.1. Contextes.....	27
1.2. Problématiques scientifiques.....	27
1.3. Démarches.....	28
1.4. Résumé.....	28
2. High resolution land-use classification toward more accurate digital land-use mapping of malagasy soils	29
2.1. Abstract	29
2.2. Introduction.....	29
2.3. Material and methods.....	30
2.3.1. Study area	30
2.3.2. Image database	30
2.3.3. Choice of soil-mapping oriented land-use class	31
2.3.4. Choice of the classification method.....	31
2.3.5. Classification on SPOT 5 image.....	32
2.3.6. Classification on Landsat 8 image.....	35
2.3.7. Classification evaluation.....	36
2.4. Results.....	37
2.4.1. Accuracy assessment of classification of SPOT 5 image.....	37
2.4.2. Accuracy assessment of classification of Landsat 8 image.....	39
2.4.3. Comparison between Landsat 8 and SPOT 5 image classifier	40
2.5. Discussion	41
2.5.1. Landsat 8 image classification.....	41

2.5.2.	SPOT 5 image classification.....	42
2.5.3.	Map comparison	43
2.6.	Conclusion	43
3.	Conclusion partielle du chapitre.....	44
Chapitre 3 : Vers une amélioration de la carte des stocks de carbone des sols à l'échelle nationale		45
1.	Présentation du chapitre	45
1.1.	Contextes.....	45
1.2.	Problématiques scientifiques.....	45
1.3.	Démarches.....	45
1.4.	Résumé.....	46
2.	Mapping soil organic carbon on national scale: towards an improved and updated map of Madagascar	47
2.1.	Abstract.....	48
2.2.	Introduction.....	48
2.3.	Materials and methods	49
2.3.1.	Study area	49
2.3.2.	Soil organic carbon stock database.....	50
2.3.3.	Calculation of soil organic carbon stocks.....	53
2.3.4.	Collection and harmonization of spatially-explicit covariates	53
2.3.4.1.	National soil map	54
2.3.4.2.	Land-use and land cover	54
2.3.4.3.	Climate.....	55
2.3.4.4.	Topography	55
2.3.4.5.	Other soil and vegetation dataset	55
2.3.5.	Soil organic carbon modelling.....	55
2.3.6.	Model Evaluation	56
2.3.7.	Relative importance of variables	56
2.3.8.	Verification of the accuracy of the map	57
2.4.	Results.....	57
2.4.1.	Spatial model	57
2.4.2.	Digital soil organic carbon stocks maps and their variability	58
2.4.3.	Comparison with existing soil organic carbon stocks map	60
2.5.	Discussion	60

2.5.1.	Relevant predictor variables of soil organic carbon stocks	60
2.5.2.	Map prediction according to soil type	61
2.5.3.	Limitations.....	62
2.6.	Conclusion	64
2.7.	Acknowledgements.....	64
3.	Conclusion partielle du chapitre.....	66
Chapitre 4 : Première cartographie de la répartition de l'azote et du phosphore des sols à Madagascar.....		67
1.	Présentation du chapitre	67
1.1.	Contextes.....	67
1.2.	Problématiques scientifiques.....	67
1.3.	Démarches.....	68
1.4.	Résumé.....	68
2.	Cartographie de l'azote et du phosphore Malagasy : mythe ou réalité ?	69
2.1.	Introduction.....	69
2.2.	Cartographie des stocks d'azote total du sol.....	70
2.2.1.	Matériel et méthodes	70
2.2.1.1.	Zone d'étude, point de prélèvement et point disponible dans VALSOL-Madagascar.....	70
2.2.1.2.	Prélèvement d'échantillon de sol sur terrain.....	71
2.2.1.3.	Travaux de laboratoire	73
2.2.1.3.1.	Préparation des échantillons de sol	73
2.2.1.3.2.	Mesure de la densité apparente	73
2.2.1.3.3.	Analyse spectrale en Moyen Infrarouge	74
a.	Principes	74
b.	Procédés	74
2.2.1.3.4.	Détermination des teneurs en azote des échantillons de sols.....	75
a.	Analyse chimique des échantillons représentatifs.....	75
b.	Modèle spectral.....	76
2.2.1.4.	Calcul des stocks d'azote total des échantillons de sol prélevés	76
2.2.1.5.	Calcul des stocks d'azote à partir des données de VALSOL-Madagascar .	77
2.2.1.5.1.	Estimation de la teneur d'azote à partir du rapport carbone/azote.....	77
2.2.1.5.2.	Calcul des stocks d'azote	78
2.2.1.6.	Construction de modèle cartographique	78

2.2.1.6.1.	Préparation des variables spatiales de prédiction.....	78
2.2.1.6.2.	Construction du modèle spatial d'azote	79
2.2.1.6.3.	Evaluation de l'importance des variables	80
2.2.1.7.	Cartographie de l'azote et incertitude	80
2.2.2.	Résultats	80
2.2.2.1.	Modélisation de la teneur en azote total par spectrométrie dans le moyen infrarouge	80
2.2.2.2.	Régression linéaire de l'azote en fonction du carbone à partir de VALSOL-Madagascar.....	81
2.2.2.3.	Statistiques descriptives des composantes de stocks d'azote total	82
2.2.2.3.1.	Densité apparente	82
2.2.2.3.2.	Pourcentage en élément grossier.....	83
2.2.2.3.3.	Teneur en azote total.....	84
2.2.2.4.	Stocks d'azote total du sol	84
2.2.2.5.	Modèle de distribution spatiale de l'azote	85
2.2.2.6.	Carte des stocks d'azote total du sol et incertitude	85
2.2.3.	Discussions.....	88
2.2.3.1.	Les variables et la construction du modèle	88
2.2.3.2.	Prédiction du stock d'azote total.....	88
2.2.3.3.	Limites de la carte d'azote	90
2.3.	Cartographie des stocks de phosphore total du sol	90
2.3.1.	Matériel et méthodes	90
2.3.1.1.	Points disponibles dans VALSOL-Madagascar.....	90
2.3.1.2.	Détermination de la densité apparente des échantillons de sols	90
2.3.1.3.	Détermination des teneurs en phosphore des échantillons de sols.....	90
2.3.1.4.	Calcul des stocks de phosphore total des échantillons de sol prélevés.....	91
2.3.1.5.	Calcul des stocks de phosphore total à partir des données de VALSOL Madagascar.....	91
2.3.1.6.	Construction de modèle cartographique	92
2.3.1.6.1.	Préparation des variables spatiales de prédiction.....	92
2.3.1.6.2.	Construction de modèle spatial de phosphore.....	92
2.3.1.6.3.	Evaluation de l'importance des variables	92
2.3.1.7.	Cartographie du phosphore et incertitude	93
2.3.2.	Résultats	93
2.3.2.1.	Statistiques descriptives des composantes de stocks de phosphore total....	93
2.3.2.2.1.	Densité apparente.....	93
2.3.2.2.2.	Pourcentage en élément grossier.....	93

2.3.2.2.3. Teneur en phosphore total.....	93
2.3.2.2. Stock de phosphore total du sol	94
2.3.2.3. Modèle de distribution spatiale du phosphore	94
2.3.2.4. Carte de stock de phosphore des sols et incertitude.....	95
2.3.3. Discussions.....	97
2.3.3.1. Variables importantes pour le modèle	97
2.3.3.2. Prédiction du stock de phosphore des sols.....	97
2.3.3.3. Limites de la carte de phosphore	98
2.4. Conclusion	98
3. Conclusion partielle du chapitre.....	99
Chapitre 5 : Discussion générale et perspectives	100
1. Schéma récapitulatif de la démarche de la thèse	100
2. Discussions sur les méthodologies	101
2.1. Quelles cartes d'occupation des sols utiliser ?.....	101
2.2. Utiliser la carte nationale de stock de carbone jusqu'à quelle échelle ?	102
2.3. Une carte de stock d'azote régionale déterminée par le rapport carbone/azote ?	103
2.4. Quelles données pour une bonne prédiction du phosphore total ?.....	105
3. Limites de l'étude.....	106
3.1. Sur la cartographie de l'occupation des sols	106
3.2. Sur la cartographie des stocks de carbone à l'échelle nationale	106
3.3. Sur la cartographie des stocks d'azote total à l'échelle régionale.....	107
3.4. Sur la cartographie des stocks de phosphore total à l'échelle régionale.....	107
4. Perspectives de l'étude	107
4.1. Une carte d'occupation des sols à l'échelle nationale.....	107
4.2. Une carte de carbone des sols pour la mise en action de l'initiative 4 pour 1000	108
4.3. Une cartographie de l'azote à une échelle nationale.....	108
4.4. Amélioration de la prédiction des stocks de phosphore total par des variables spatiales minéralogiques	109
4.5. Diffusion des résultats au niveau nationale.....	109
Conclusion générale	110
Références	112
Annexes	133

Glossaire

Adaptation au changement climatique: rendre les systèmes ou territoires moins vulnérables aux dérèglements climatiques, par des actions diminuant les impacts effectifs du changement climatique, ou, améliorant les capacités de réponse des sociétés et de l'environnement (naturel ou cultivé).

Adsorption : phénomène de surface par lequel des molécules de gaz ou de liquides se fixent sur les surfaces solides des adsorbants.

AFOLU : Catégorie d'activités qui contribuent aux émissions de gaz à effet de serre (GES) et regroupe les secteurs d'utilisation des terres, le changement d'affectation des terres, la foresterie et l'agriculture

Atténuation du changement climatique : limiter la vitesse d'augmentation des taux de gaz à effet de serre dans l'air, en maîtrisant mieux des gaspillages énergétiques, en substituant des énergies nouvelles aux énergies fossiles et en stockant du carbone.

CCNUCC : convention universelle de principe adoptée au cours du sommet de la Terre de Rio de Janeiro en 1992, qui reconnaît l'existence du changement climatique dont l'objectif est de stabiliser les concentrations de GES dans l'atmosphère à un niveau qui empêche toute perturbation anthropique dangereuse du système climatique pour ne pas dépasser un certain seuil de dangerosité pour l'homme.

CNULCD : convention signée en 1994 dans le but d'enrayer la dégradation des terres.

COP : organe suprême de la CCNUCC composée de tous les États « parties », se réunissant chaque année lors de conférences mondiales où sont prises des décisions pour lutter contre la dégradation de l'environnement.

Diffusion : mouvement d'un élément dans la solution du sol en présence de gradient de concentration.

Ecosystème : caractérise un milieu dans lequel les conditions physico-chimiques sont relativement homogènes et permettent le développement d'un ensemble d'organismes vivants.

Eutrophisation : processus par lequel des nutriments (nitrate, phosphate) s'accumulent dans un milieu ou un habitat (terrestre ou aquatique).

Géochimie : étude de la répartition des éléments chimiques dans les roches, les minéraux et les gaz terrestres, de leur nature, de leur origine et de leur comportement au cours des phénomènes géologiques en appliquant toutes les lois, tous les concepts de la chimie.

Inférer/inférence : tirer une conclusion d'un fait ou d'un événement donnés.

Interpolation : opération mathématique permettant de construire une courbe à partir de la donnée d'un nombre fini de points, ou une fonction à partir de la donnée d'un nombre fini de valeurs.

Mass flow : Entraînement en masse par l'eau.

Matériau parental : formation meuble à partir de laquelle se développe un sol (roche, transport du vent, transport hydrique).

Pédologie : étude scientifique du sol (Pedon = sol que l'on foule du pied) et vise à donner une information générale sur la genèse, les constituants, les propriétés et la classification des sols.

R² : coefficient de détermination qui exprime le degré de relation entre les valeurs mesurées et les valeurs de prédiction.

Réservoir de carbone : système ayant la capacité d'accumuler ou de libérer du C (ex : la biomasse forestière, les produits ligneux, les sols et l'atmosphère).

RMSE : racine des erreurs quadratiques moyennes (Root Mean Squared Error) mesurant la différence moyenne entre les valeurs mesurées et prédites dans l'étape de calibration et de validation.

RPD : rapport entre l'écart-type de la valeur mesurée dans le lot de calibration ou de validation.

Service écosystémiques : Bénéfice que les écosystèmes procurent aux hommes

Liste des abréviations

ACTA	: Association de coordination technique agricole (France)
AFOLU	: Agriculture Foresterie et Autres Utilisation des terres
BS	: Sol nu/Bare Soil
CART	: Classification and Regression Tree
CAZ	: Corridor Ankeniheny Zahamena
CCNUCC	: Convention-cadre des Nations unies sur les changements climatiques
CITM	: Comité Intersectorielle de la Télédétection à Madagascar
CNES	: Centre Nationale d'Etude Spatiale
CNULCD	: Convention des Nations unies sur la lutte contre la désertification
COMIFER	: Comité français d'étude et de développement de la fertilisation raisonnée
COP	: Conférence des Parties
CPCS	: Commission de Pédologie et de Cartographie des sols
Da/BD	: Densité apparente/Bulk density
DGGFPE	: Direction Général de la Gestion Financière du Personnel de l'Etat
DL	: Terres dégradés et herbacées/degraded Land
DSM	: Cartographie numérique des sols/Digital soil mapping
F	: Forêt à canopée fermée/ Closed canopy forest
FAO	: Food and Agriculture Organisation
FOFIFA	: Centre National de Recherche Appliquée au Développement Rural
FTM	Institut Géographique de Madagascar
GES	: Gaz à effet de serre
GIS/SIG	: Système d'information Géographique
GPS	: Global Positioning System
IGN	: Institut de Géographie Nationale
IRD	: Institut de Recherche pour le développement
Landsat 8 OLI	: Landsat 8 Operational Land Imager
LDN	: Land Degradation Neutrality
LDSF	: Land Degradation Survey Framework
LRI	: Laboratoire des RadioIsotopes
MAP	: Mean Annual Precipitation
MAT	: Mean Annual Temperature
MEA	: Millenium Ecosystem Assessment
MIRS	: Spectrométrie en Moyen InfraRouge
MNT	: Modèle Numérique de Terrain
MO	: Matière organique
NDVI	: Normalized Difference Vegetation Index
NDWI	: Normalized Difference Water Index
NIR	: Near InfraRed
NIRI	: Normalized Infrared Index
NIRS	: Spectrométrie en Proche InfraRouge
OBIA	: Object-based image analysis
OOB	: Out-of-Bag
ORSTOM	: Office de la Recherche Scientifique et Technique Outre-mer

P4GES	: Les paiements pour les services écosystémiques globaux peuvent-ils réduire la pauvreté?
PERR-FH	: Projet Eco-Regional REDD+ Forêts Humides de Madagascar
PIB	: Produit intérieur Brut
PLS	: Partial Least Square
REDD	: Réduction des Emissions dues à la Déforestation et à la Dégradation des forêts
RF	: Random Forest
RMSE	: Root Mean Squared Error
RN	: Route Nationale
RPD	: Rapport de l'erreur standard de prédiction
SCORPAN	: Sol Climat Etres-vivant Relief Roche mère Temps et Localisation
SF	: Arbustive/ Shrub fallow
SGBD	: Systèmes de Gestion de Base de Données Relationnelles
SNV	: Standard Normal Variate
SOC	: Carbone organique des sols
SOC _s	: Stock de Carbone organique des sols
SPOT 5	: Satellite Pour l'Observation de la Terre 5
SWIR	: Shortwave Infrared band
TF	: Arborée/tree fallow
TIRS	: Thermal Infrared Sensor
UTM	: Universal Transverse Mercator
W	: Eau

Liste des figures

Figure 1: Les constituants des sols (https://agronomie.info).....	4
Figure 2: Schéma conceptuel positionnant le sol comme un capital naturel générant des services écosystémiques en réponse à des besoins humains	5
Figure 3: Comprendre l'initiative 4 pour 1000 (http://4p1000.org/comprendre)	9
Figure 4: Cycle de l'azote adapté selon Scheiner (2005).....	11
Figure 5: Représentation schématique des trois formes importantes de phosphore dans le sol et intervenant dans la nutrition des plantes (adapté selon Mengel and Kirkby, 1978)	12
Figure 6: Evolution de la couverture forestière de Madagascar entre 1950 et 2005.....	13
Figure 7: Principe général de la cartographie numérique des sols (modifiée d'après McBratney et al., 2003).....	16
Figure 8: Effets du changement d'occupation des sols sur la séquestration du carbone des sols et le taux de séquestration de carbone d'après Deng et al.(2016).....	20
Figure 9: Carte de stock de carbone organique des sols ($\text{Mg}\cdot\text{ha}^{-1}$) sur 0 à 30 cm issues de la base de données mondiales de Stockmann et al. (2015)	22
Figure 10: Utilisation totale et moyenne d'engrais azotés et phosphatés en agriculture mondiale	23
Figure 11: Relationship between objects under consideration and spatial resolution: (a) low resolution, (b) medium resolution, (c) high resolution from Blaschke (2010)	31
Figure 12: Overview of the hierarchical classification process using eCognition	34
Figure 13: Localisation of validation point	37
Figure 14: Land-use map based on SPOT 5 image	38
Figure 15: Land-use map based on Landsat 8 image	40
Figure 16: Soil distribution in Madagascar (Delenne and Pelletier, 1981) with location of the 193 soil profiles in VALSOL-Madagascar database.....	51
Figure 17: Relative importance of variables	57
Figure 18: External validation procedure results considering our best fit model	57
Figure 19: Soil organic carbon stocks ($\text{MgC}\cdot\text{ha}^{-1}$) distribution map at national scale for the first 30 cm soil layer based on the use of spatial model generated by the randomForest algorithm	59
Figure 20: Scatterplot of soil organic carbon stocks predictions proposed by Grinand et al. (2009) and by our model for random points ($n = 1\ 365$) in the county of Didy	60
Figure 21: Soil organic carbon stocks map for the first 30 cm layer in the county of Didy according to the predictive model's national map	63
Figure 22: Soil organic carbon stocks map for the first 30 cm layer in the county of Didy according to the national map by Grinand et al. (2009).....	63
Figure 23: Frequency of pixel according soil organic carbon stocks map.....	64
Figure 24: Localisation de la zone d'étude et les points de prélèvements.....	71
Figure 25: Schéma de prélèvement pour chaque point	72

Figure 26: Moyenne des spectres après prétraitement	76
Figure 27: Moyenne des spectres bruts	76
Figure 28: Prédiction de la teneur en azote total par validation croisée à partir de la spectrométrie dans le moyen infrarouge	81
Figure 29: Régression linéaire du rapport carbone/azote	82
Figure 30: Validation du modèle spatiale des stocks d'azote total du sol.....	86
Figure 31: Importance des variables pour le modèle spatiale des stocks d'azote total du sol .	86
Figure 32: Carte des stocks d'azote total du sol sur 0-30 cm.....	87
Figure 33: Carte d'incertitude des stocks d'azote total du sol sur 0-30 cm.....	87
Figure 34: Fréquence des pixels de la carte des stocks d'azote total	89
Figure 35: Validation du modèle spatiale des stocks de phosphore total du sol	95
Figure 36 : Importance des variables pour le modèle spatiale des stocks de phosphore total du sol	95
Figure 37: Carte des stocks de phosphore total du sol	96
Figure 38: Carte d'incertitude des stocks de phosphore total du sol	96
Figure 39: Fréquence des pixels de la carte des stocks de carbone total de Moramanga-Brickaville selon la carte nationale de Ramifehiarivo et al.(2017)	104
Figure 40: Comparaison des stocks d'azote et de carbone total par le rapport carbone/azote	105

Liste des photos

Photo 1: Les défis de l'échantillonnage des sols pour les recherches agronomiques et environnementales.....	19
Photo 2: Travaux de prélèvements d'échantillons	72
Photo 3: Préparation des échantillons de sol à 0.2 mm	73
Photo 4: Analyse par spectrométrie dans le moyen infrarouge.....	75
Photo 5: Analyse de la teneur en phosphore des sols.....	91

Liste des tableaux

Tableau 1: Menaces pesant sur les sols et leurs effets	7
Tableau 2: Land-use classification on Landsat 8	36
Tableau 3: Confusion matrix on SPOT 5 image classification	38
Tableau 4: Confusion matrix of Landsat 8 classification.....	39
Tableau 5: Land-use area for SPOT 5 and Landsat 8 classification	41
Tableau 6: Descriptive statistics of soil organic carbon stocks (MgC.ha ⁻¹) in VALSOL-Madagascar and Grinand et al. (2009) according to soil type by Delenne and Pelletier (1981) and corresponding to FAO (2014)	52
Tableau 7: Characteristics and statistics of soil organic carbon stocks of predictor variables	54
Tableau 8: Descriptive statistics of soil organic carbon stocks (MgC.ha ⁻¹) for soil types (Delenne and Pelletier, 1981) according the newly produced national digital map.....	58
Tableau 9 : Statistiques sommaires des variables utilisées pour la cartographie de l'azote	79
Tableau 10: Statistiques descriptives de la densité apparente.....	83
Tableau 11: Statistiques descriptives du pourcentage en élément grossier.....	83
Tableau 12: Statistiques descriptives de la teneur en azote total	84
Tableau 13: Statistiques descriptives des stocks d'azote total	85
Tableau 14: Statistiques descriptives de la densité apparente pour le calcul des stocks de phosphore total	93
Tableau 15: Statistiques descriptives du pourcentage en élément grossier pour le calcul des stocks de phosphore total	93
Tableau 16: Statistiques descriptives de la teneur en phosphore total	94
Tableau 17: Statistiques descriptives des stocks de phosphore total	94
Tableau 18: Tableau comparatif des modèles spatiaux de stocks de carbone organique des sols sous différents échelles.....	103

Liste des annexes

Annexe 1: Challenges in establishing digital maps of soil organic carbon in Madagascar	I
Annexe 2: Thematic class from Baraldi algorithm	VII
Annexe 3: Surface des occupations des sols après la classification Landsat 8 et SPOT 5	X
Annexe 4: Caractéristiques physiques des points de prélèvements après les travaux de terrains	XI
Annexe 5: Mesure de l'humidité pondérale du sol	XII
Annexe 6: Mesure de l'Azote total du sol par H_2SO_4	XIV
Annexe 7: Boxplot de la répartition des stocks d'azote total suivant les études.....	XVI
Annexe 8: Mesure du phosphore total du sol par $HClO_4$	XVII
Annexe 9: Boxplot de la répartition des stocks de phosphore total suivant les études	XXI
Annexe 10: Liste des publications	XXII

Introduction générale

Le défi mondial en matière de sécurité alimentaire est actuellement de produire assez de nourriture pour une population de 9.5 milliards d'habitants au milieu du siècle dans un contexte de changement climatique (Cacheux, 2011). Le sol occupe une place importante à travers ce défi du fait qu'il est le support de l'agriculture et joue un rôle essentiel de par sa position aux interfaces des écosystèmes terrestres avec l'atmosphère, le cycle de l'eau et les cycles biogéochimiques. De plus, par le concept d'atténuation du changement climatique qui consiste principalement à réduire les émissions de gaz à effet de serre ou à capter ces émissions dans des « puits » de carbone (C) (Blanchard et al., 2000), le sol joue un rôle important dans la séquestration du C (Powlson et al., 2016). Toutefois, le sol, fait aussi partie d'un des écosystèmes des plus vulnérables face à la variabilité climatique (Razafimahatratra, 2011). En effet, les dérèglements climatiques accélèrent le processus de dégradation des sols et menacent la sécurité alimentaire. La réduction des périodes de précipitations et la multiplication des événements extrêmes favorisent l'érosion. L'augmentation des températures accroît l'évapotranspiration et donc la dessiccation des sols. En outre, la dégradation des sols menace plus de 40 % des terres émergées ; actuellement on estime que plus de 24 % des sols mondiaux sont dégradés à des degrés divers, dont près de la moitié des sols agricoles (Bai et al., 2008). En surface, 17 % de la surface des terres émergées sont cultivables (Roudart, 2010). À terme, plus de 12 millions d'hectares de terres arables pourraient être annuellement perdus (Merlet, 2010), à titre de comparaison cela représenterait environ 20 % du territoire malgache. Cette destruction du potentiel agronomique et productif des terres a des conséquences désastreuses pour l'humanité.

Madagascar, n'échappe pas à ces menaces. Connu en tant que « hot spot » de la biodiversité, un pays à forte croissance démographique et un pays en développement, il a été classé troisième pays au monde le plus exposé aux risques climatiques extrêmes en 2015 (DGGFPE, 2016). Selon les régions, les conséquences de ces risques touchent aux augmentations de température et une forte altération des régimes pluviométriques tels que connus actuellement. De plus, l'environnement subit une dégradation considérable (Gastineau and Sandron, 2006). Les sols endurent alors une pression importante pour les besoins primaires de la population à travers des changements d'usage des terres (Guo and Gifford, 2002). La forêt naturelle a été fortement déboisée au cours du dernier siècle pour les productions de bois et agricoles (Aubert et al., 2003). Les pratiques agricoles, dont l'agriculture sur brûlis, la faible utilisation d'engrais, affectent la fourniture de services écosystémiques par le sol dont la séquestration de carbone (Zwartendijk et al., 2017). Les inondations, la sécheresse et surtout la dégradation des sols par érosion démontrent que le pays n'est plus à l'abri de ces aléas. Dans le cadre de l'Accord de Paris sur le climat lors de la Conférence des Parties 21 (COP 21), adopté en décembre 2015 afin de limiter la hausse globale des températures à moins de 2°C, Madagascar s'est engagé d'ici 2030 à réduire de 14 % les émissions de Gaz à Effet de Serre (GES) et à augmenter à plus de 32 % la capacité d'absorption de carbone (sols et biomasse).

Par ailleurs, Madagascar participe également à l'initiative internationale « 4 pour 1000 » (<http://4p1000.org/>; Minasny et al., 2017) initiée lors de cette COP en 2015 ; la finalité de cette initiative étant d'améliorer la teneur en matière organique et encourager la séquestration de carbone dans les sols de 4 ‰ par an à travers la mise en œuvre des pratiques agricoles durables adaptées aux conditions locales tant environnementales, sociales qu'économiques (Torquebiau, 2017). Les pratiques promues sont entre autres : l'agro-écologie, l'agroforesterie, la gestion des paysages pour une agriculture durable garante de la sécurité alimentaire et adaptée au changement climatique.

Pour répondre mieux à ces enjeux de durabilité des activités agricoles, de gestion et d'aménagement des territoires, ou encore de préservation des ressources et des écosystèmes, la cartographie des sols est un atout précieux et incontournable (De-Forges et al., 2014). De plus, il est reconnu aujourd'hui que la connaissance des sols est un pilier majeur pour répondre à de grands enjeux planétaires (sécurité alimentaire, changement climatique, accaparement des terres, biodiversité, urbanisation, gestion de l'eau) (Arrouays et al., 2014). Il est alors indispensable de se doter d'outils permettant de prendre en compte les propriétés des sols à différentes échelles notamment : mondiale, nationale et locale (Láng et al., 2016).

Durant ces dernières décennies, les techniques adoptées dans le domaine de la science du sol n'ont pas cessé d'évoluer pour l'étude des propriétés physico-chimique des sols dont le carbone (C), l'azote (N) et le phosphore (P) en relation avec les enjeux du changement climatique, la dégradation des terres et la sécurité alimentaire (Hengl et al., 2015; Viscarra Rossel and Bui, 2016; Wang et al., 2017). Parmi ces évolutions, la cartographie numérique des sols ou « digital soil mapping » est une technique qui vise à fournir des informations sur les sols à travers l'utilisation des ordinateurs, de logiciels de télédétection et du système d'information géographique (SIG) couplés avec des données d'observation de terrain (Lagacherie and McBratney, 2006). Elle permet de produire alors des outils essentiels à la gestion durable des terres (Malone et al., 2017) ; toujours est-il que la cartographie des sols est soumise à plusieurs contraintes : (i) sur de nombreux territoires le manque général des données sur les propriétés des sols, (ii) le manque d'information de séries temporelles sur de nombreuses variables, et (iii) le manque de cohérences des données disponibles tant en terme de prélèvement sur terrain qu'au méthode d'analyse au laboratoire (Vågen et al., 2016).

Madagascar a depuis longtemps été un terrain privilégié de la recherche sur la pédologie à une échelle régionale avec la production de nombreux inventaires des sols et cartes à une échelle de 1/200 000 à 1/100 000 avant les années 1960 (Leprun et al., 2010). Une partie de ces études a été informatisée dans le système de gestion de données relationnel *VALSOL-Madagascar* (Beaudou et Le Martret, 2004). L'utilisation des anciennes données pédologiques (avant 1979) géoréférencées de cette base (*VALSOL-Madagascar*) a permis la production d'une carte d'estimation des stocks de C des sols à l'échelle nationale en 2009 (Grinand et al., 2009). Cependant, Madagascar possède aujourd'hui plusieurs outils qui permettent d'étudier les propriétés des sols dans le temps et dans l'espace. La spectrométrie à moyen infrarouge (MIRS) est constamment utilisée dans l'étude des propriétés des sols en milieu forestières et agricoles

(Andriamananjara et al., 2016 ; Grinand et al., 2017). Parallèlement, les projets de recherche environnementaux et agronomiques ont produit et continuent à fournir de nombreuses données qui viennent incrémenter la base de données. Ainsi, la question qui se pose est de : **savoir comment intégrer ces nouveaux ensembles pour améliorer le rendu cartographique existant**. De ce fait, en considérant les efforts à différents niveaux internationaux et nationaux sur la cartographie des sols et l'affutage des outils informatiques, tout comme l'évolution des outils d'acquisition satellitaires, plusieurs questions se posent pour le cas de Madagascar, entre autres: **(i) Quelles méthodes pourrait-on utiliser pour générer de nouvelles données utilisables en pédologie ? (ii) Pourrait-on améliorer la précision des cartes thématiques de sols existantes? (iii) Comment en produire de nouvelles ?**

Dans ce contexte, cette étude vise à développer une méthodologie appropriée afin de caractériser avec précision la distribution des propriétés des sols malgaches en recourant aux innovations dans le domaine de la télédétection et la cartographie numérique des sols. Les stocks de C, de N et de P sur 0-30 cm de profondeur seront les propriétés des sols étudiées, compte tenu de l'importance de ces éléments et de cette profondeur autant dans le domaine agricole qu'environnemental.

Dans ce sens, le présent ouvrage débutera par un premier chapitre révisant le cadre conceptuel incluant les problématiques et les objectifs de la thèse.

Suite à cela, en tant qu'élément indispensable à la cartographie thématique des sols et étant donné que l'usage des terres ne peut être séparé des sols, le second chapitre nous parlera de la spatialisation des occupations des sols malgaches à travers le traitement des images satellites. La zone choisie, pour cela est le corridor Forestier d'Ankeniheny Zahamena (CAZ) de l'Est malgache où la pression anthropique s'est accrue avec les activités de déforestation.

Après, le troisième chapitre se focalisera sur la cartographie numérique des stocks de C du sol sur 0-30 cm à l'échelle nationale en utilisant les données les plus récentes disponibles dans la base de données *VALSOL-Madagascar*.

Ensuite, le quatrième chapitre traitera sur l'essai de la première spatialisation de N et du P du sol à l'Est de Madagascar dans l'échelle régionale de Moramanga-Brickaville par la technique de la cartographie numérique des sols.

Enfin, le dernier chapitre correspondra aux principaux éléments de discussions pour pouvoir après sortir une conclusion de tout le travail de la thèse.

Chapitre 1 : Cadre conceptuel de la thèse

1. Contexte scientifique

1.1. Le sol : une ressource naturelle menacée

1.1.1. Définition

Le sol est un milieu vivant et dynamique qui permet l'existence de la vie végétale et animale. Il est essentiel à la vie de l'homme en tant que source de nourriture et de matières premières (Charte européenne des sols, 1976). Le sol, plus précisément la couverture de sol, est défini par la FAO (1999) en tant que corps naturel continu ayant trois dimensions dans l'espace et une dans le temps, et qui est caractérisée par trois traits principaux : (i) elle est formée de constituants minéraux et organiques et comprend les phases solide, liquide et gazeuse (Figure 1) ; (ii) les constituants sont organisés en structures spécifiques dont l'étude facilite la perception des propriétés physiques, chimiques et biologiques et permet la compréhension du passé et du présent du sol, ainsi que la prédiction de son futur et ; (iii) elle est en constante évolution.

	Constituants solides		Constituants liquides	Constituants gazeux
	Minéraux	Organiques	Solution du sol	Atmosphère du sol
Origine	Désagrégation physique et altération biochimique des roches	Décomposition des êtres vivants	Précipitations, nappes, ruissellement	Air hors sol, matières en décomposition, respiration
Critères de Classement	Taille granulométrie Qualité minéralogie	Etats Vivants, morts Qualité chimique Originelle, transformée	Origine Météorique, phréatique Etat physique Potentiel hydrique Qualité chimique	Origine Air, organismes Qualité chimique
Catégories	Selon granulométrie • Squelette > 2 mm • Terre fine < 2 mm Selon minéralogie • Quartz • Minéraux silicatés • Min. carbonatés	• Organismes vivants • Organismes morts • MO héritées : cellulose, lignine, résines • MO humifiées : acides fulviques et humiques, humines	• Eau • Substances dissoutes : glucides, alcools, acides organique et minéraux, cations et anions	• Gaz de l'air : O ₂ , CO ₂ , N ₂ , ... • Gaz issus de la respiration et de la décomposition des organismes : CO ₂ , H ₂ , CH ₄ , NH ₃ , N ₂ O, ...

Figure 1: Les constituants des sols (<https://agronomie.info>)

1.1.2. Fonctions

En tant que ressources naturelles, le sol procure plusieurs bénéfices appelés « services écosystémiques » à l'homme. Selon le Millenium Ecosystem Assessment (MEA) en 2005, ces services sont organisés en quatre grande catégories distinctes qui correspondent : i) aux services d'approvisionnement, ii) aux services apparentés à la régulation, iii) aux services culturels et iv) aux services de support ou d'auto-entretien. Ces services sont considérés comme l'ensemble des propriétés des écosystèmes permettant de produire le bien-être de l'homme ou de la nature (Fisher and Turner, 2008 ; Amiaud and Carrère, 2012).

La Figure 2 proposé par Walter et al. (2015) montre les différents services fournis par les sols en tant que capital naturel pour le bien-être humain.

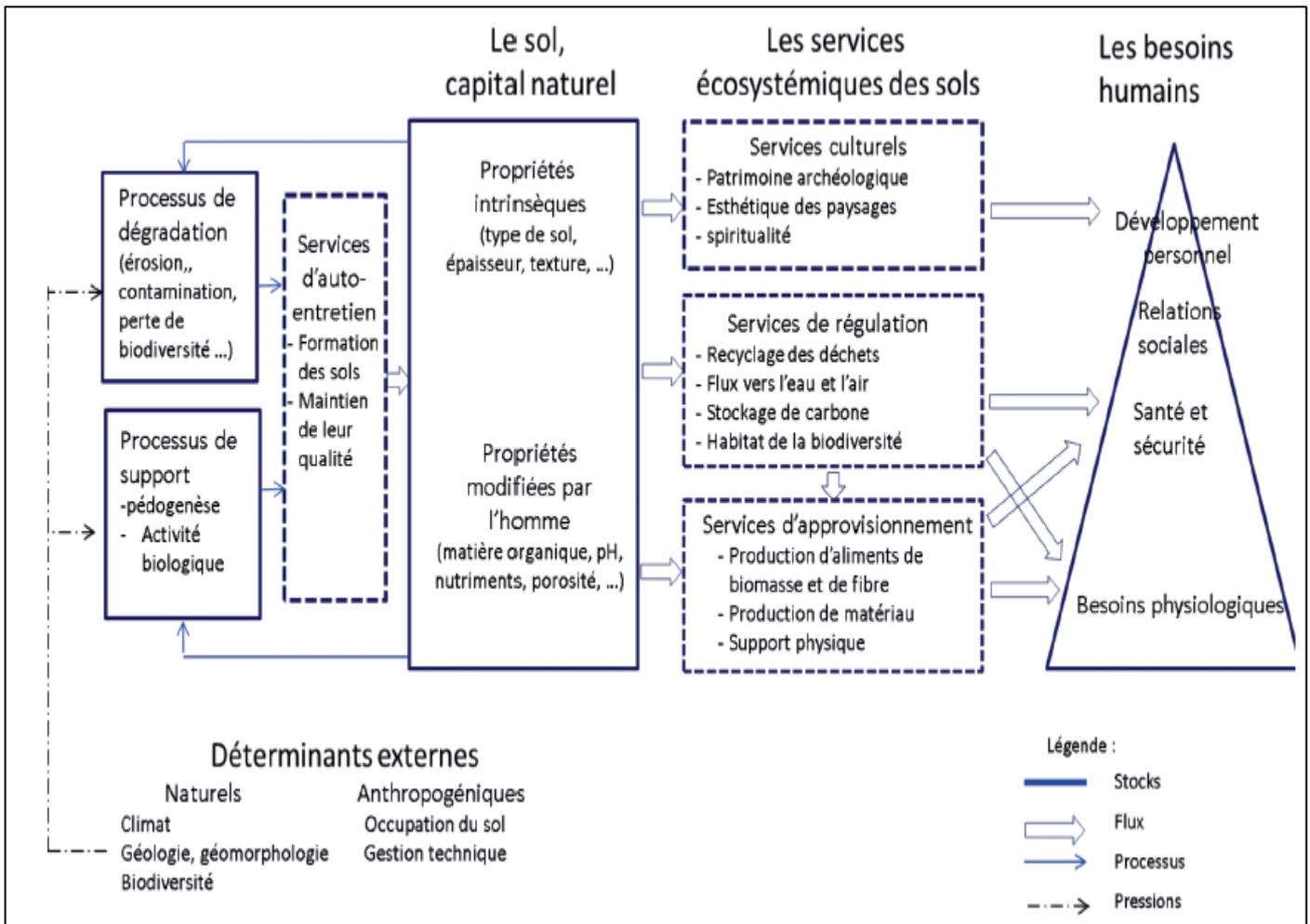


Figure 2: Schéma conceptuel positionnant le sol comme un capital naturel générant des services écosystémiques en réponse à des besoins humains

Les services d’approvisionnement sont ceux qui procurent aux humains l’alimentation ; de l’énergie et du matériel de construction (Tobias, 2013). Pour le sol, ces services concernent la fourniture :

- des produits destinés à l’alimentation humaine et les animaux d’élevage (Carvalho et al., 2010) ;
- des fibres destinées à la production de textiles à l’exemple du coton ou du lin (Estur, 2006) ;
- des matériaux bruts nécessaires pour la construction comme les briques (Canakci et al., 2016) ;
- du support physique dans les activités d’agriculture, d’élevage et de construction (Majidzadeh et al., 2017).

L'importance des services d'approvisionnement assurés par les sols est évidemment considérable, il apparaît notamment que plus de 90 % des besoins nutritionnels de la population humaine (97 % des calories et 93 % des protéines) en forte croissance sont couverts par des produits végétaux ou animaux fournis directement ou indirectement par les sols (FAO, 2013). La nécessité de préserver et d'accroître ces services sera donc bien un enjeu majeur du vingt-et-unième siècle (Walter et al., 2015)

Les services de régulation sont ceux qui maintiennent les processus essentiels permettant la vie sur terre : la régulation du climat, le maintien de la qualité de l'air et la régulation de l'écoulement d'eau (Tobias, 2013). Les sols constituent un compartiment essentiel des grands cycles biogéochimiques des éléments (C, N, O, P, K, Cu, Zn). En particulier pour le C, le sol représente le plus grand réservoir de C de la biosphère continentale contenant environ deux fois le stock de C atmosphérique avec 1550 Gigatonnes ($1550 \times 10^{15}g$) sur 30 cm de profondeur, et trois fois le stock de C contenu dans la végétation (Anderson-Teixeira et al., 2009 ; Lal, 2004, 2008). Une augmentation des stocks de carbone organique des sols (SOC_s) peut jouer un rôle significatif dans la limitation des émissions nettes de GES vers l'atmosphère et ainsi atténuer le changement climatique, améliorer la qualité de l'air avec un avantage supplémentaire à travers l'amélioration des structures et des propriétés des sols (Al-Kaisi et al., 2017 ; Lal, 2016). Le sol constitue également un lieu de stockage, de transformation et de transfert des nutriments ou encore des polluants venant des activités anthropiques (Smith et al., 2013). Il est aussi un lieu d'habitat d'organismes vivants telluriques micro (bactéries, actinomycètes, champignons) et macrofaune (nématodes, lombrics) qui jouent un rôle essentiel dans l'ensemble des processus biogéochimiques des sols notamment le C et le N (Yang et al., 2016). Le sol est aussi un élément essentiel dans le cycle de l'eau via son rôle de régulation en quantité et en qualité des transferts d'eau entre l'atmosphère, les nappes souterraines et les cours d'eau. Il assure une fonction de réserve en eau pour les plantes et les organismes du sol (Walter et al., 2015).

Les services culturels sont ceux qui sont essentiels pour le bien-être humain, c'est-à-dire, leur santé physique et psychologique (Tobias, 2013). Pour les sols, ces services sont généralement liés à l'esthétique des paysages, les différences de couleurs de la surface des sols, ou encore les végétations au-dessus (Walter and Schläpfer, 2010). Il y a aussi l'aspect de l'histoire et de la mémoire de l'homme à travers ses activités dans le temps (Kibblewhite et al., 2015).

Les services de support ou d'auto-entretien regroupent l'ensemble des fonctions pour le maintien des autres services écosystémiques (Tobias, 2013) . Pour le sol, les services considérés sont alors, le cycle de l'eau, le cycle des nutriments, la production primaire (production de biomasse) et la formation des sols (Dominati et al., 2010). Ces services mettent en jeu l'aptitude des sols à assurer, dans le temps et pour les générations futures les services attendus par l'humanité tant dans la pédogenèse que la résistance et/ou la résilience du sol à maintenir ou à recouvrir un fonctionnement de générateur de services malgré les pressions s'exerçant sur lui entre autre : contamination par des polluants, compaction de la structure,

érosion, salinisation, modification du régime hydrique par le changement climatique (Walter et al., 2015).

1.1.3. Menaces sur les fonctions des sols

Pour la communauté mondiale, le sol est confronté à plusieurs menaces qui doivent être contrôlées face à la croissance démographique mondiale et au changement climatique (changements globaux) : l'érosion, la diminution de la teneur en matières organiques (MO), la contamination locale et diffuse, l'imperméabilisation, le tassement, la diminution de la biodiversité, la salinisation, les inondations et les glissements de terrain (Schwilch et al., 2016). La dégradation des sols est provoquée et/ou exacerbée par les activités humaines inadaptées telles que les pratiques agricoles et forestières inadéquates, les activités industrielles, le tourisme, l'expansion urbaine et industrielle et les grands travaux de constructions (Panagos et al., 2012). Ces activités « nuisibles » empêchent les sols de jouer leurs rôles variés au service de l'homme et des écosystèmes. Cela a pour conséquence des pertes de la fertilité des sols, de C et de biodiversité, une diminution de la capacité de rétention de l'eau, une perturbation des cycles des gaz et des nutriments et une réduction de la dégradation des contaminants (Paleari, 2017). Le Tableau 1 modifié de Jónsson et al., (2017) nous montre les effets de ces menaces sur les fonctions du sol .

Tableau 1: Menaces pesant sur les sols et leurs effets

Menaces	Effets sur les fonctions du sol
Erosion	Effets sur tous les services fournis par le sol (pertes en terres)
Diminution de la teneur en matières organiques	Régulation du climat et production de biomasse, altération de la fertilité <i>s.l.</i>
Contamination	Filtrage et transformations d'éléments nutritifs, pollution
Imperméabilisation	Effets sur tous les services fournis par le sol, en particulier accélération du ruissellement et début des mécanismes érosifs
Tassement	Altération de la Biodiversité, modification des circulations de l'eau
Diminution de la biodiversité	Biodiversité du sol et des fonctionnements biogéochimiques
Salinisation	Filtrage et transformations d'éléments nutritifs, pertes de terres devenues incultivables
Inondations et glissements de terrains	Contrôle hydrologique

Ainsi, la dégradation des sols influence directement la qualité de l'eau et de l'air, la biodiversité et le changement climatique (Milne et al., 2015).

Pour lutter contre cela, les Nations Unies dans l'optique de la Convention des Nations unies sur la lutte contre la désertification (CNULCD) signées en 1994, ont créés une initiative appelée Land Degradation Neutrality (LDN) en 2015 afin de stabiliser la quantité de ressources

terrestres saines et productives dont dépend l'humanité d'ici 2030. Cette initiative cherche à favoriser (i) l'adoption de pratiques durables d'utilisation des terres et, (ii) la restauration des terres déjà dégradées (Kust et al., 2017).

1.2. Le carbone des sols au cœur des négociations internationales : l'initiative 4 pour 1000

Les enjeux de la Conférence des parties (COP21) à Paris (30 novembre au 11 décembre 2015) étaient d'adopter un nouvel accord sur le climat applicable à tous les pays et qui entrera en vigueur en 2020. Cette conférence a produit « L'accord de Paris sur le climat » qui a pour objectif de réduire le changement climatique en limitant le réchauffement moyen en dessous de 1.5 à 2°C (Minasny et al., 2017b). Du fait du rôle important des sols dans l'atténuation du changement climatique et la sécurité alimentaire par la séquestration du CO₂ atmosphérique ; l'initiative « 4 pour 1000 : les sols pour la sécurité alimentaire et le climat » a été née lors de cette conférence (Rhodes, 2016). Cette initiative (Figure 3) vise à augmenter les stocks mondiaux de MO du sol de 0.4 % par an en compensation des émissions mondiales de GES d'origine anthropiques (Ministère de l'agriculture de l'agroalimentaire et de la forêt, 2015).

En effet, selon Le Quere et al. (2016), la quantité de C contenue dans l'atmosphère augmente chaque année de 4.3 milliards de tonnes issues des activités humaines (industries, transport, déforestation...). Ces émissions anthropiques sont partiellement compensées par la fixation du C dans les océans, la végétation et les sols par la photosynthèse comme les sols contiennent trois fois plus de C que l'atmosphère (2400 GtC vs 800 GtC) sous forme de C organique. Ainsi, des modifications positives ou négatives du stock de C organique du sol peuvent impacter la concentration en CO₂ atmosphérique (Derrien et al., 2016). Sachant que les émissions annuelles de GES venant de la combustion fossile est de 8.9 GtC, et l'estimation globale du stock de C du sol à 2m de profondeur de 2400 GtC (Batjes, 1996), le rapport entre ces émissions et ces stocks (8.9/2400) est de 0.4 % ou 4 pour 1000 qui est l'augmentation de stock de C nécessaire dans le sol pour compenser l'émission anthropique de CO₂ (ADEME, 2015).

L'objectif de l'initiative est d'augmenter globalement les stocks de C dans les zones agricoles (cultures, prairies, forêts), avec des effets positifs attendus à la fois sur la sécurité alimentaire et sur le changement climatique (Paustian et al., 2016). Une augmentation des teneurs en MO des sols est en effet également bénéfique pour la fertilité des sols (Lal, 2016). Pour atteindre l'objectif de l'hypothèse 4 ‰, tous les sols de la planète devraient être concernés (sols agricoles, sols forestiers, tourbières, sols dégradés, etc.). L'objectif de séquestration annuelle de C de 4 ‰ du stock de l'horizon de surface du sol peut être atteint par l'adoption des meilleures pratiques agronomiques, que ce soit en région tropicale ou en région tempérée, telles que le zéro labour, les plantes de couverture ou l'amélioration des pâturages, l'agroforesterie (Stockmann et al., 2013; Torquebiau, 2017).

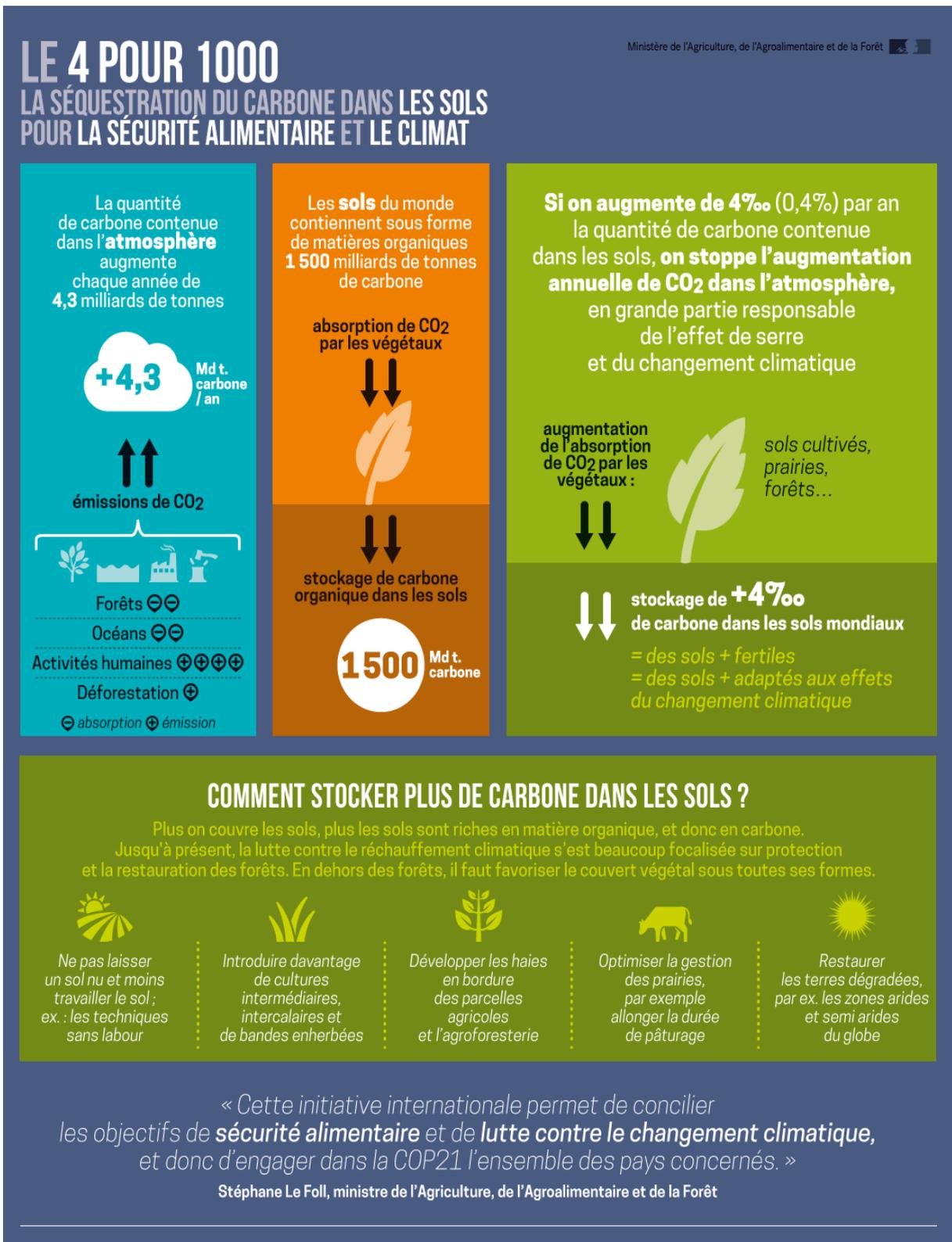


Figure 3: Comprendre l'initiative 4 pour 1000 (<http://4p1000.org/comprendre>)

1.3. L'azote et le phosphore des sols : éléments indispensables en réponses aux différents enjeux internationaux

1.3.1. L'azote

L'azote (N) du sol est un élément essentiel pour la croissance des plantes et représente 3 à 4 % de leurs matières sèches. C'est un élément constitutif des protéines, des acides aminés, de la chlorophylle, des acides nucléiques et d'une large gamme d'autres composés (Harper, 1994). En quantité excédentaire, le N limite l'absorption d'autres éléments comme le potassium K et le magnésium Mg (Le Gall, 2004). Le manque de N va aboutir à une réduction de la croissance des plantes en entravant la synthèse des protéines, des enzymes nécessaires à la formation, à la croissance et au fonctionnement des cellules (Ryle and Hesketh, 1969).

Dans le sol, on peut rencontrer le N sous deux formes :

- Le N minéral qui est soluble, est la forme que la plupart des végétaux peuvent assimiler. Elle est principalement sous forme nitrique (NO_3^-) et éventuellement sous forme ammoniacale (NH_4^+). Ces deux formes constituent l'essentiel de la fraction inorganique qui représente généralement moins de 5 % de l'azote du sol (Inselsbacher, 2014; Scheiner, 2005) ;
- Le N organique qui n'est rendu disponible pour la plante que par la minéralisation de la MO liée à l'activité des microorganismes. Elle est constituée par les racines, la faune, la microflore bactérienne et fongique, la litière et les macromolécules organiques associées aux argiles. Cette forme constitue souvent plus de 95 % de N total du sol (Scheiner, 2005; Xi et al., 2014).

La MO dans le sol constitue la principale réserve de N du sol (Li et al., 2017). Les sols contiennent cependant peu de N, en concentration moyenne de 0,1 à 0,6 % dans les 15 premiers cm. Cet N devient disponible pour les végétaux par le processus de la minéralisation, par lequel la décomposition microbienne des MO libère le N sous forme minérale (Crawford and Chalk, 1992). Toutefois, il est possible aussi que le N vienne de la fixation du N gazeux (N_2) par des microorganismes se trouvant à la surface des feuilles ou dans le sol (Binkley et al., 2000). Une fois dans le sol, le nitrate ou l'ammoniac peuvent être lessivés et emportés en dehors du milieu sol, mais peuvent aussi être adsorbés sur les particules du sol (Myers, 1975). En particulier, la partie la plus légère (les molécules les plus petites) de la MO du sol peut immobiliser une fraction importante de N inorganique présent dans le sol. Le N réduit sous forme d'ammoniac peut être nitrifié par les bactéries du sol par le processus de la nitrification (Figure 4), c'est-à-dire oxydé et transformé en NO_2^- ou NO_3^- (Compton and Boone, 2002). Cette réaction libère 2 protons : elle est donc acidifiante et est ralentie en milieu acide. A l'inverse, le N oxydé peut être dénitrifié. Cette réaction produit du diazote (N_2) et du protoxyde d'azote (N_2O), un gaz à effet de serre puissant, dans des proportions variant en fonction des conditions environnementales (Bai et al., 2017).

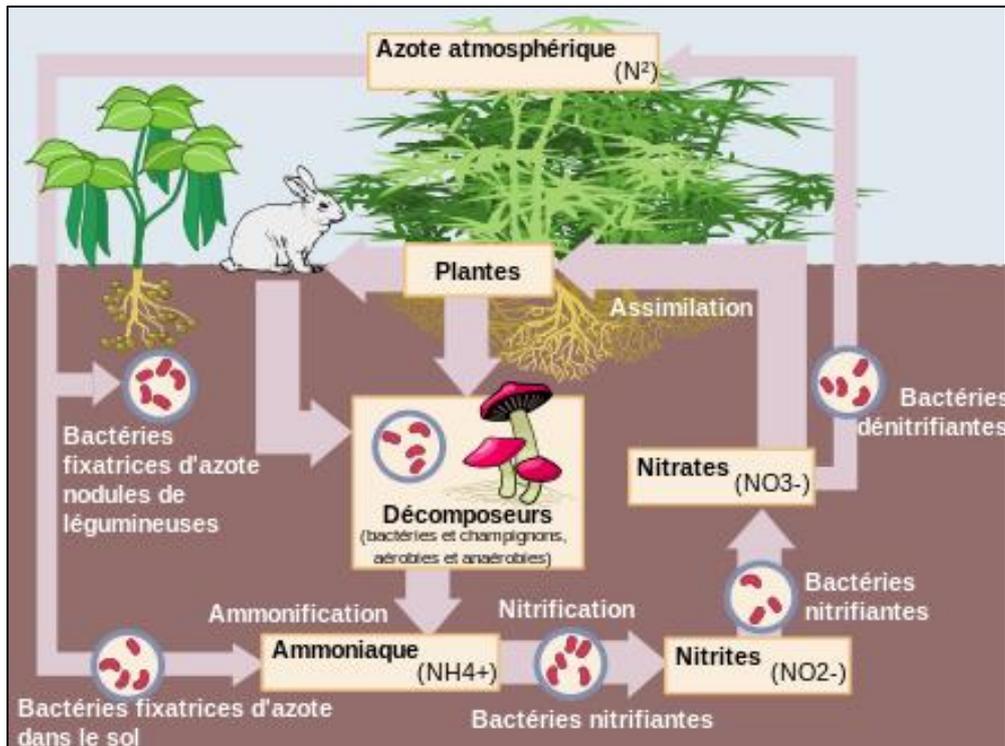


Figure 4: Cycle de l'azote adapté selon Scheiner (2005)

1.3.2. Le phosphore

Le phosphore (P) joue un rôle primordial dans la nutrition des plantes. Chez les végétaux, il constitue un composant majeur et un élément minéral essentiel (Morel, 2007). Une présence insuffisante de P dans le milieu où le végétal puise son alimentation minérale se traduit le plus souvent par des retards de croissance, un moindre développement, et bien sûr une faible production (Richardson et al., 2009). Le P est l'un des principaux nutriments limitant pour la croissance des plantes dans de nombreux agroécosystèmes, de ce fait, l'application continue d'engrais phosphaté est nécessaire pour soutenir la production agricole (Tian et al., 2017).

Dans le sol, on peut trouver trois formes de P (Figure 5) :

- Le P contenu dans la solution du sol : sous forme de HPO_4^{2-} et/ou de $H_2PO_4^-$, c'est le P dissous se trouvant dans la solution du sol. La concentration de ces anions dépend étroitement du pH. Ce sont les seules formes de P assimilables directement par les végétaux (Hinsinger, 2001).
- Le « pool » de P sous forme labile dans la phase solide du sol qui est susceptible de passer en solution et d'être absorbé par les racines. Elles sont adsorbées sur la surface des argiles et des oxyhydroxides de Fe et d'Al. Cette fraction s'équilibre assez rapidement avec la solution du sol (Fardeau et al., 1991).

- Le P insoluble qui se trouve dans la fraction non-labile de la phase solide du sol. Cette forme de P n'est disponible qu'après plusieurs années (Sanchez et al., 1997).

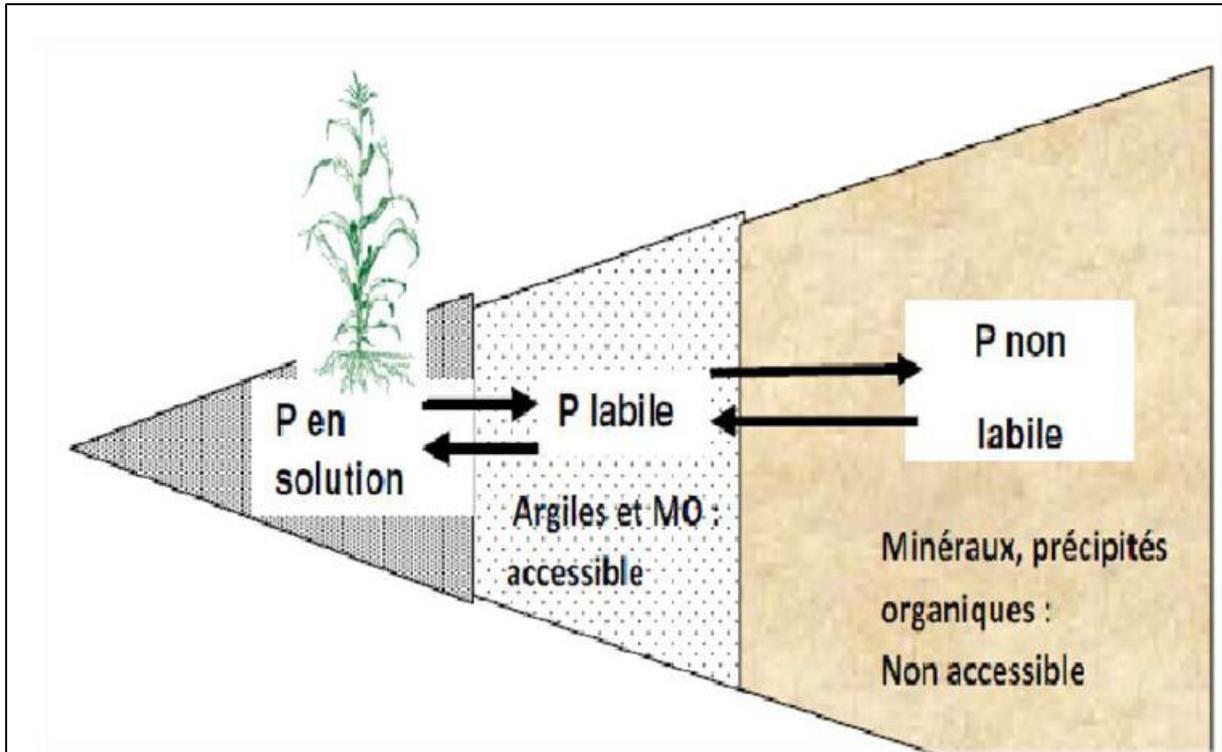


Figure 5: Représentation schématique des trois formes importantes de phosphore dans le sol et intervenant dans la nutrition des plantes (adapté selon Mengel and Kirkby, 1978)

Le maintien du niveau adéquat de P dans la solution du sol dépend de la quantité de P labile qui remplace le P de la solution du sol prélevé par la plante (Mengel and Kirkby, 1978).

Seulement 5 % du P transporté vers la racine est due au «mass flow» et 2 % est directement intercepté par les racines. La plus grande partie (93 %) du P du sol est transportée par diffusion ; Ce processus est extrêmement lent et c'est pour cette raison que la quantité de P en solution est faible (Smith et al., 2003).

La plupart des sols, y compris les sols ferrallitiques des hautes terres malgaches, renferment une quantité importante de P total (Andriamaniraka et al., 2010). Pourtant, seule une faible proportion inférieure à 1 %, dite « biodisponible » serait disponible pour les végétaux (Richardson et al., 2009). Alors que le P total varie de 20 à 3000 mg.kg⁻¹, la teneur de P en solution est extrêmement faible, entre 0.005 et 0.05 mg.l⁻¹. Cette biodisponibilité dépend potentiellement d'un grand nombre de réactions physico-chimiques et biologiques capables de libérer des ions phosphates dans la solution à partir des compartiments minéral, organique et microbien du sol (Morel, 2007). Cette disponibilité du P est maximale dans l'intervalle de pH 5.5 à 7.5 ; elle est réduite en pH sous 5.5 en raison des fortes réactions des phosphates avec le fer et l'aluminium et au-dessus de pH 7.5 en raison de ses réactions avec le calcium. En effet, le pH influe sur les charges de surface des constituants du sol, donc sur la adsorption des ions phosphate sur ces constituants (Hinsinger, 2001).

1.4. Dégradation des sols malgaches à la suite de la déforestation et des mauvaises pratiques agricoles

La dégradation du sol induite par l'activité humaine est une préoccupation majeure à Madagascar. Selon la FAO en 2004, 21.9 % de la superficie du territoire est concernée par des dégradations très élevée (130 081 km²) ; 48,2 % (286 007 km²) élevée, modérée pour 24.5 % de la surface (145 153 km²) ; et faible pour seulement 4.6 % (27 094 km²). En résumé, plus de 30 % de la superficie totale de sol de l'île couvrant 184 338 km² est dégradée. L'érosion des sols, la forme la plus commune de dégradations des sols est présente dans tous ses aspects notamment, les érosions en rigoles, les glissements de terrain, l'érosion des ravins et sa forme la plus emblématique : le « lavaka » (Rabesiranana et al., 2016).

En effet la destruction généralisée de la couverture végétale est l'une des principales causes de cette dégradation des sols (Kassa et al., 2017). A Madagascar, durant les 50 dernières années, le pays a connu une perte dramatique de la forêt (Harper et al., 2007), en raison des abattis brûlés traditionnelles pour l'agriculture, l'extension des pâturages, la production de charbon de bois, la coupe illégale des bois précieux, les activités minières illégales avec des conséquences pour la conservation de sa biodiversité et les émissions de GES (Grinand et al., 2013). La perte d'arbres qui ancrent le sol avec leurs racines cause une érosion. Après déboisement (Figure 6), les couches superficielles des sols sont rapidement emportées par les pluies et entraînent la sédimentation des rivières, des récifs coralliens et des périmètres irrigués. L'ensablement des bas-fonds destinés pour l'agriculture entraîne à son tour des baisses de rendements et contribuent indirectement à la déforestation (Rakotondrabe et al., 2014).

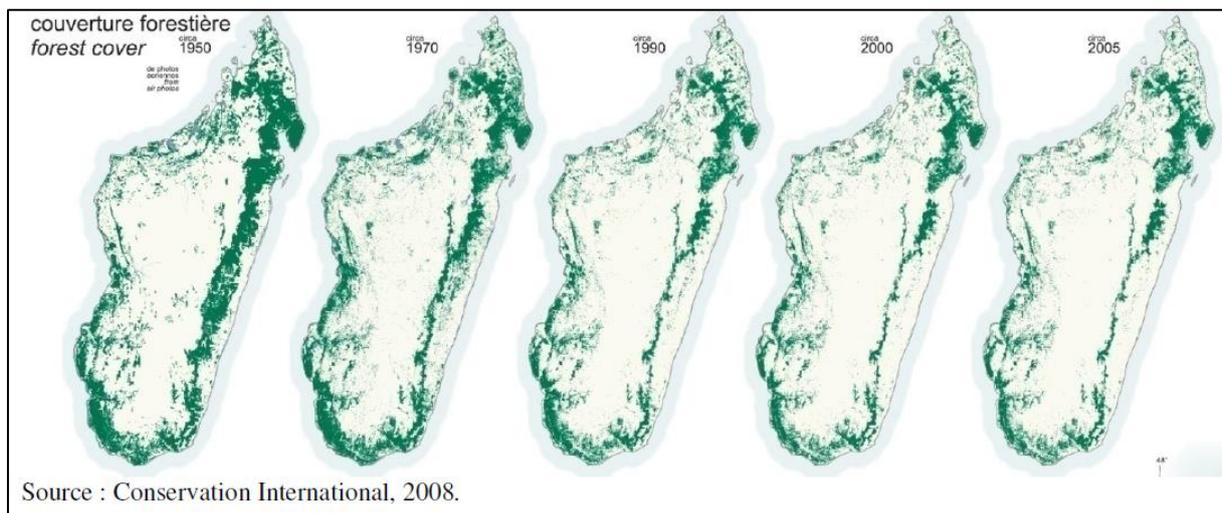


Figure 6: Evolution de la couverture forestière de Madagascar entre 1950 et 2005

Une étude réalisée en 2008 sur le coût de la dégradation de l'environnement à Madagascar a montré que ses deux principales causes entraînant une perte de Produit Intérieur Brute (PIB) sont la dégradation des sols agricoles et la pollution de l'air à l'intérieur des foyers avec, respectivement 2.5 et 1 % du PIB par an (Ollivier and Giraud, 2010) ; alors que l'économie malgache se base sur l'agriculture, avec 80 % de la population vivant de l'agriculture

traditionnelle et de l'élevage (Randrianarison, 2003 ; Rakotovao et al., 2017). Les dégradations de ces sols agricoles sont causées par les actions humaines de mauvaises pratiques et mode de gestion des sols (Zwartendijk et al., 2017). Comme exemple, sur les hautes terres, les éleveurs incendient en fin de période sèche de vastes étendues de prairie pour favoriser la reprise des graminées, empêchant en même temps la régénération de la fertilité des sols (Donque, 1974). A l'Est, sur les pentes, les paysans pratiquent une riziculture pluviale sur brûlis. Ils défrichent la forêt en la brûlant et plantent du riz pendant deux ou trois saisons. Ensuite, ils cultivent de nouveau la parcelle à intervalles de régénération d'environ cinq ans (Styger et al., 2007). Pendant la saison rizicole, le feu, l'érosion du sol nu après défrichement (environ 30 tonnes de terre par hectare et par an) et le lessivage des nutriments par les pluies tropicales minent la fertilité (World Bank, 2005), créant un cercle vicieux qui contraint le paysan à défricher de nouvelles parcelles forestières (Carret et al., 2010) .

1.5. La cartographie numérique des sols

1.5.1. Importance de la cartographie des sols

La cartographie du sol est fondamentale pour comprendre la répartition des propriétés du sol, ce qui nous permet de mettre en œuvre des pratiques durables dans les zones vulnérables et de prévenir la dégradation des sols. Les propriétés des sols fournissent des informations indispensables pour une évaluation précise de l'état de dégradation des terres (Legrain et al., 2011). Seul ou intégré à d'autres disciplines, l'information sur les sols est extrêmement importante pour comprendre les causes de la dégradation des terres et la mise en œuvre d'une gestion durable des terres. Des informations et des modèles précis sont des outils clés pour les gestionnaires et les décideurs afin de mettre en œuvre des politiques durables de gestion de l'utilisation des terres (Pereira et al., 2017).

Généralement, d'après Jamagne et Hardy (1989) la cartographie des sols permet de :

- procéder à l'élaboration d'un bilan des ressources naturelles d'un territoire ;
- fournir des documents de base pour l'aménagement de l'espace rural et la conservation des sols ;
- participer au développement de la recherche en science du sol.

Aujourd'hui, ces cartes, sont largement diffusées et utilisées sous forme de bases de données géographiques sur le sol, grâce au développement des Systèmes de Gestion de Base de Données Relationnelles (SGBD) et Systèmes d'Information Géographique (SIG) (Batjes et al., 2017).

Rossiter en 2016 a recensé que moins d'un tiers des sols de la planète a été cartographié à une échelle de 1/1 millions ou plus, mais, ces cartes ne contiennent pas les réponses aux questions environnementales actuelles et certaines données contenues dans ces cartes sont obsolètes. Certaines cartes déçoivent souvent leurs utilisateurs, par leur inaptitude à estimer les propriétés de sols avec une précision suffisante et à localiser les différents types de sols. Ces incertitudes sont généralement, liées aux manques de données collectés sur terrain (échantillonnage des sols) par rapport à la zone d'étude, à la complexité de l'étude des sols sur le terrain sans oublier

les coûts d'investissements considérable pour les travaux de terrains (Arrouays et al., 2017). Toutefois, la cartographie des sols et de ces incertitudes évolue d'année en année.

1.5.2. Concept de la cartographie numérique des sols

La cartographie du sol a parcouru un long chemin. À la fin des années 1970 et au début des années 1980, les premières bases de données numériques sur les sols ont été réalisées, suivies des systèmes d'information sur les sols, de la cartographie assistée par ordinateur et des SIG. Ces développements ont facilité la recombinaison rapide et le reclassement des données sur le sol pour la production des cartes de propriétés dérivées. Le contenu de ces systèmes d'information sur les sols a été dérivé de la carte des sols numérisés et des descriptions issues des travaux de terrains (Bierkens, 2008).

Au cours des années 1980, l'application de la géostatistique à la science du sol ont permis d'automatiser partiellement le processus de cartographie : d'abord par interpolation des données de sols (classes, propriétés) en utilisant des informations auxiliaires telles que des modèles de terrain numériques et des images à distance (Webster, 1994 ; Bierkens, 2008). De là est née la cartographie numérique des sols ou « digital soil mapping (DSM) » qui peut être définie 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, 2006).

Le principe général de la cartographie numérique des sols utilise le modèle conceptuel SCORPAN (Figure 7) qui consiste à établir la relation entre des classes ou des propriétés de sol avec les facteurs de formation des sols dites « covariables » regroupés en 6 catégories dont : le climat, l'occupation du sol, le relief, le matériau parental, l'âge et l'espace ; sans oublier la notion d'incertitude et le recours à des données spatiales numériques tels que : les modèles numériques de terrain, images de télédétection, données de capteurs de propriétés de sol (McBratney et al., 2003 ; Lagacherie et al., 2013). Cette relation se fait par l'application d'un modèle d'« inférence » par fonction de prédiction. Ces modèles incluent un large panel d'outils : la géostatistique, les régressions, et l'ensemble des méthodes de fouille de données comme les réseaux de neurones et arbres de décision (Grunwald, 2009).

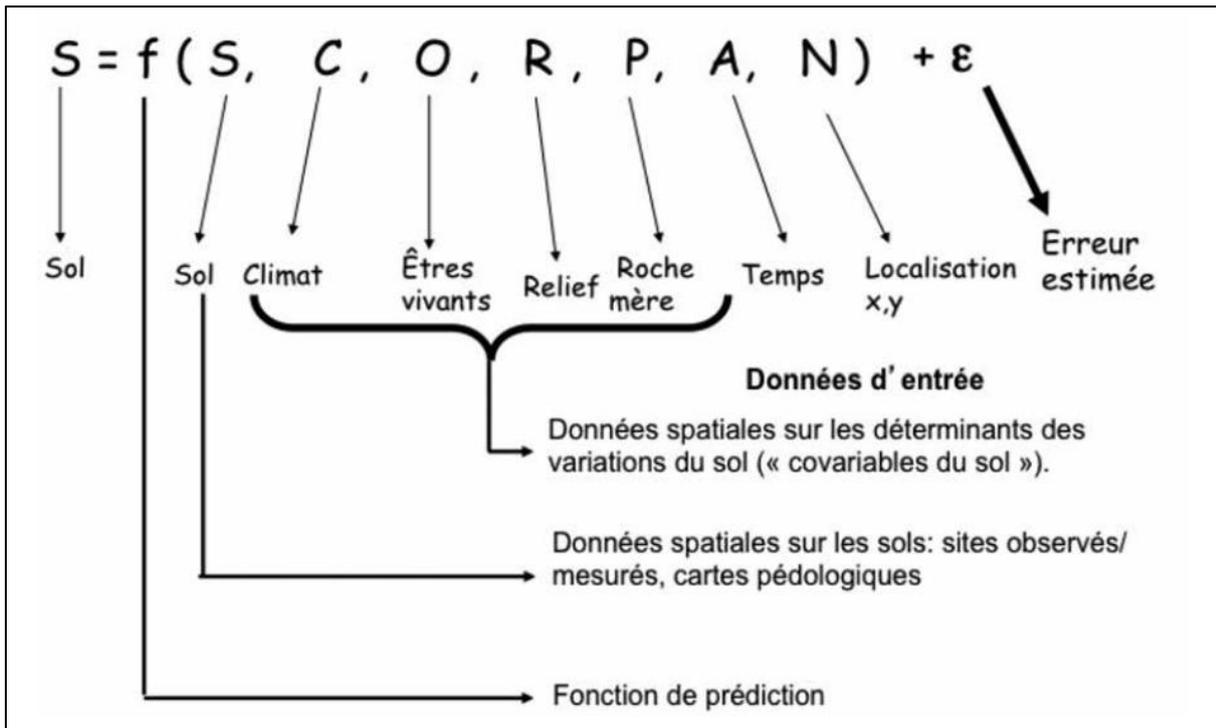


Figure 7: Principe général de la cartographie numérique des sols (modifiée d'après McBratney et al., 2003)

La cartographie numérique des sols a gagné en popularité car il facilite la cartographie des sols en grandes zones éloignées ou non ; de plus, il réduit les coûts de main d'œuvre. Le principal intérêt de ce concept réside dans le fait que ces fonctions de prédiction peuvent être calibrées et validées, délivrant ainsi une estimation de l'incertitude de prédiction. Un autre intérêt est que les modèles produits sont totalement reproductibles et transférables, et qu'ils peuvent être améliorés constamment par l'ajout de nouvelles données spatiales ou ponctuelles ou par des avancées méthodologiques sur la modélisation (Interpolation ou apprentissage) (Lagacherie et al., 2013). Elles peuvent aboutir également à des informations dynamiques, dans le temps et dans l'espace. Son avantage se place aussi dans le fait que les produits de la cartographie numérique des sols peuvent être facilement croisés avec d'autres sources d'information numérique et inférée comme donnée d'entrée dans des modèles spatiaux ou temporels. Enfin, ces produits sont facilement harmonisable entre régions ou pays différents (Hempel et al., 2013)

1.5.3. Les enjeux de la cartographie numérique des sols à Madagascar (Cf. Ramifehiarivo et al., 2016 ; Annexe 1)

1.5.3.1. Parcours de la recherche sur les sols

La recherche sur les sols à Madagascar comprend trois périodes majeurs qui se manifestent par une collaboration avec les chercheurs d'autres pays (Leprun et al., 2010):

- avant 1970, les chercheurs français de l'Office de la Recherche Scientifique et Technique Outre-mer (ORSTOM), organisme aujourd'hui remplacé par l'IRD (Institut de recherche pour le développement) ont travaillé sur l'inventaire des différents types de sols existants à

Madagascar, leur classification, selon la Commission de Pédologie et de Cartographie des sols française dite CPCS, leur cartographie sur certaines régions d'intérêt agronomique sur les côtes du pays et leur processus de formation ;

- entre les années 1970-1994, les chercheurs Malagasy du Centre National de Recherche appliquée au Développement Rural (FOFIFA) ont produit de très nombreux travaux de cartographie de sols à grande échelle (1/10 000 à 1/200 000) et de pédologie appliqués à la mise en valeur des terres et à des études d'irrigation et de fertilisation ;

- après les années 1994, les autres chercheurs d'autres pays (Britannique, Japonais...) ont rejoint les chercheurs Malagasy du FOFIFA et du Laboratoire des RadioIsotopes (LRI) de l'Université d'Antananarivo avec les chercheurs français de l'IRD pour l'étude des sols dans le contexte de l'atténuation et l'adaptation au changement climatique, la sécurité alimentaire, la conservation de la biodiversité et la dégradation des terres (Andriamananjara et al., 2016; Chapuis-Lardy et al., 2010; Feller et al., 2007; Grinand et al., 2009, 2017; Rakotovao et al., 2017; Razafimbelo et al., 2008; Razakamanarivo et al., 2011).

Toutefois les cartes des sols produits à une échelle de 1/ 200 000 couvrent seulement 20 % du territoire national, et pour celles à plus grande échelle, elles ne couvrent que 2 % de Madagascar. Néanmoins, le carbone organique du sol (SOC) en tant que composante principale de la MO du sol a toujours été considéré. En effet, la connaissance de la taille, de la distribution temporelle et spatiale de la séquestration de SOC fournit une bonne compréhension de l'équilibre de l'écosystème. Ainsi, ces études ont été effectuées pour une meilleure prise de décision politique et à la mise en œuvre d'une production durable des cultures, ainsi qu'à une gestion durable des ressources naturelles (Andriamananjara et al., 2016 ; Grinand et al., 2009 ; Rakotovao et al., 2017 ; Razakamanarivo et al., 2011).

1.5.3.2. Une base de données nationale produit des études des sols

À la suite des différents travaux issus des trois périodes mentionnées ci-dessus, une base de données nationale sur les sols et l'environnement nommée "*VALSOL-Madagascar*" a été établie. La base de données a été créé dans le but de stocker les données pédologiques et les cartes de sols issues des travaux de terrains effectués par les chercheurs à Madagascar (Beaudou and Le Martret, 2004). Mis à jour au cours des 5 dernières années par les équipes LRI et IRD, cet outil enregistre les informations pédologiques par profil de sol selon les études effectuées (Photo 1(f-i)). Ces informations peuvent comprendre la localisation géographique, les propriétés physiques et chimiques telles que l'épaisseur, la teneur en carbone organique, la densité apparente, la texture (argile, limon et sable), le pH...

Aujourd'hui, cette base de données contient 770 informations sur les profils de sols menées par la recherche pendant la période ORSTOM et 3 122 profils de sol recueillis au cours de la troisième période avec 47 propriétés physico-chimiques documentées.

1.5.3.3. Cartographie des stocks de carbone organique des sols

De nombreux efforts ont été effectués pour acquérir une bonne connaissance de la répartition spatiale du SOC. Ils comprenaient des travaux de terrain tout au long de la grande île et sur plusieurs occupations incluant la forêt, les arbustes, les terres agricoles, les sols nus, les mangroves (Photo 1 (a-e, j)), et des travaux de laboratoire (Photo 1 (l-o)). Ce dernier combine les méthodes conventionnelles avec l'analyse chimique et aussi des méthodes alternatives correspondant à la spectroscopie dans le moyen (MIRS) (Photo 1-k) ou dans le proche infrarouge (NIRS) (Rabenarivo et al., 2013). Tout cela permet l'établissement de la carte des stocks de carbone organique du sol (SOC_s) à différents niveaux en fonction des besoins des scientifiques et des décideurs.

Peu de tentatives ont été entreprises dans la cartographie des SOC à différents niveaux : local, régional et national. Au niveau local, il existe la recherche menée par Razakamanarivo et al. (2011) sur la cartographie des SOC_s pour la première profondeur de 30 cm dans les plantations d'eucalyptus (30 m de résolution) dans les hautes terres centrales de Madagascar par un modèle utilisant les modèles avec les arbres de décision (n = 41 profils de sol). Au niveau régional, la cartographie de l'écorégion humide de l'Est a été effectuée en 2014 (www.perr-fh-mada.net/) en utilisant une base de données mise à jour de *VALSOL-Madagascar* (n = 733 profils de sol) à une profondeur de 0 à 30 cm (30 m de résolution) et un modèle amélioré d'arbre de décision pour avoir un niveau de référence des émissions de gaz à effet de serre (GES) provenant de la déforestation dans cette écorégion. Au niveau national, Grinand et al. (2009) a produit une carte de SOC_s pour une profondeur de 30 cm (1 000 m de résolution) avec les données anciennes (< 1979) recueillies dans *VALSOL-Madagascar* (n = 279 profils de sol). Il a effectué une cartographie des SOC_s avec une approche utilisant des valeurs moyennes des unités cartographiques de sol-végétation. Cette étude a été la première évaluation des ressources en carbone organique à Madagascar visant à évaluer sa tendance future dans le contexte du changement climatique et l'utilisation des terres.

Malgré ces études, les approches de cartographie des SOC_s à Madagascar doivent encore être développées afin de réduire l'incertitude quant à la précision de la carte. Cette incertitude est souvent liée à l'échantillonnage de petite taille des sols qui n'est pas représentatif de la zone, à la difficulté d'accès à certaines zones ; aux erreurs différentes générées par l'analyse en laboratoire ainsi que la cartographie non-à-jour de la couverture terrestre à partir de la télédétection ou des erreurs de modélisation...

Chapitre 1 : Cadre conceptuel de la thèse

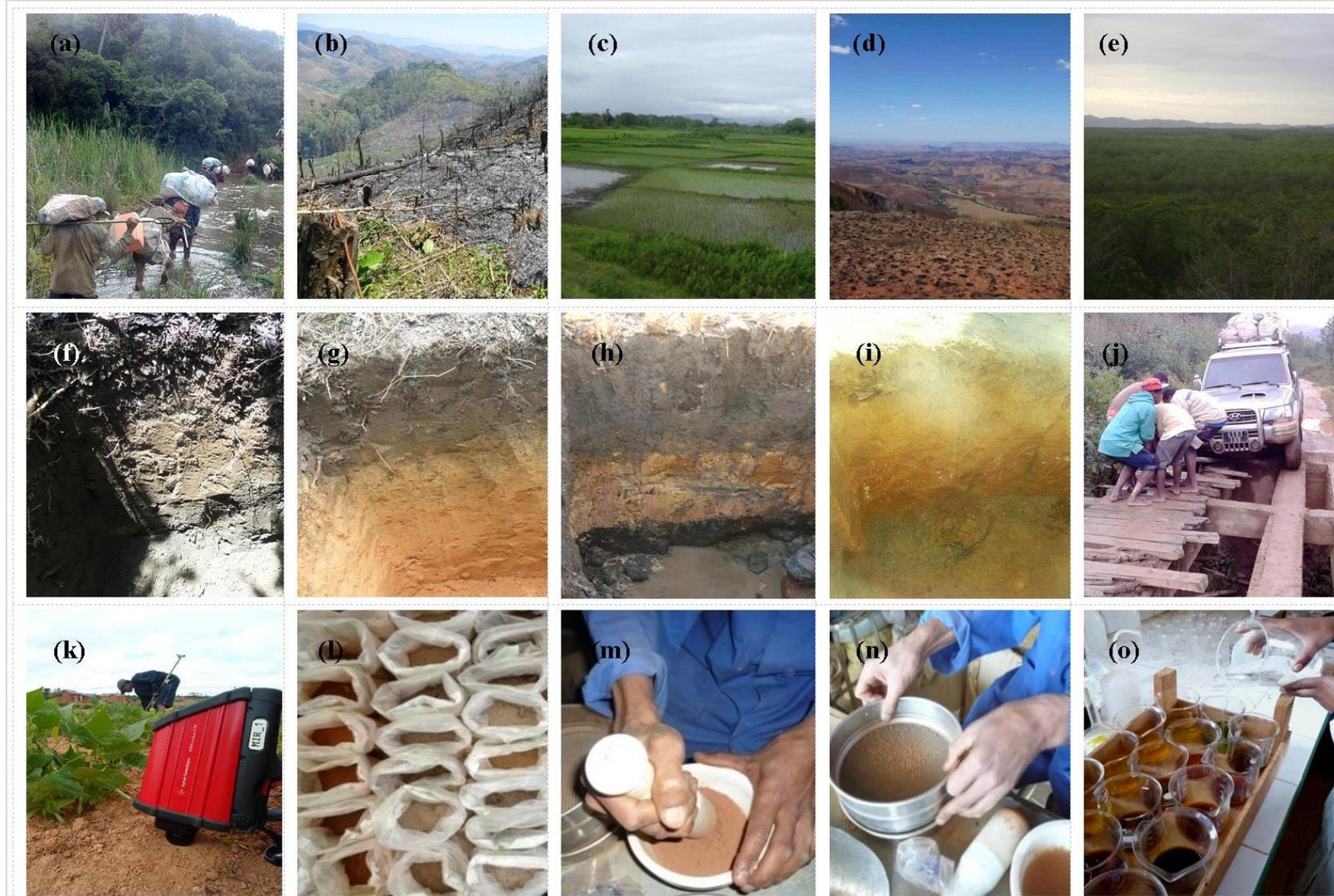


Photo 1: Les défis de l'échantillonnage des sols pour les recherches agronomiques et environnementales
(Cliché de : N. Ramifehiarivo, N. Ramboatiana, M. Razafindrakoto, A. Rina, N. Rakotovoao)

2. Problématiques scientifiques

2.1. Besoin de produire des cartes d'occupations des sols pour une meilleure cartographie numérique des sols

Le secteur d'utilisation des terres, changement d'affectation des terres et la foresterie appelé aujourd'hui par le secteur AFOLU (Agriculture Foresterie et autres Utilisation des Terres) joue un rôle important dans l'atténuation du changement climatique, car il est à la fois une source majeure d'émissions de GES et de stockage de C (Schlamadinger et al., 2007). Les changements d'usage des sols d'origine anthropique qui se manifeste par la conversion des terres forestières en agricoles ou le changement d'affectation des terres au sein du secteur agricole comme la conversion des terres agricoles en prairies et usages non agricoles (afforestation, urbanisation) ont un impact direct sur la dégradation des sols, y compris l'érosion des sols, l'acidification du sol, la lixiviation des nutriments et l'appauvrissement de la matière organique (Sharma et al., 2011). Plusieurs études nationales et internationales ont aussi montré que ces changements d'occupations des sols surtout à partir des activités de déforestation ont des effets significatifs sur la diminution des stocks de C tant dans le sol (Figure 8) que dans la biomasse (Andriamananjara et al., 2016; Deng et al., 2016; Sharma and Rai, 2007).

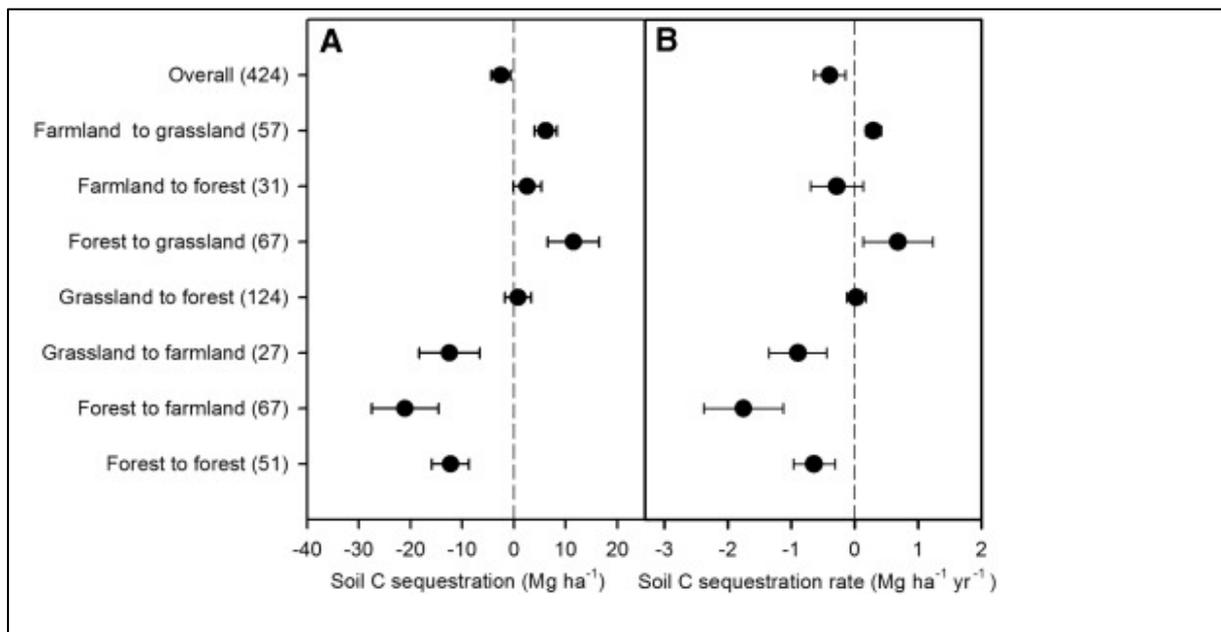


Figure 8: Effets du changement d'occupation des sols sur la séquestration du carbone des sols et le taux de séquestration de carbone d'après Deng et al. (2016)

Les informations cohérentes sur la couverture végétale, et les occupations des sols ainsi que leur dynamique au fil du temps sont essentielles pour la gestion et la protection des écosystèmes ainsi que le soutien des décisions politiques connexes (Beuchle et al., 2015 ; Sinha et al., 2015). Les cartes d'occupations des sols sont l'une des covariables fondamentales les plus utilisés dans de nombreux domaines scientifiques (Géographie, agronomie, foresterie) (Bartholomé and Belward, 2005 ; Lunetta et al., 2002) en particulier dans la cartographie des sols. et ils proviennent généralement des produits de télédétection (Grinand et al., 2009, 2017 ; Hengl et al., 2015 ; Minasny et al., 2017).

Grâce à l'avancée méthodologique de la télédétection aujourd'hui, un panel d'images avec différentes résolutions spatiales et temporelles sont disponibles, permettant ainsi la production de cartes d'occupation des sols à différentes échelles spatiales et temporelles (Li et al., 2017). Cependant, les cartes existantes possèdent des incertitudes en matière de précision. Pour certains pays, les différences entre les cartes produites pour une même zone contribuent également à leur manque de fiabilité. L'amélioration de la précision des cartes d'occupations des sols est donc requise ce qui profiterait des outils essentiels aux utilisateurs (Kinoshita et al., 2014).

Pour Madagascar, dans le secteur AFOLU , les travaux de télédétection se focalisent souvent sur la cartographie de la déforestation (30 m de résolution) variant de l'échelle régionale à l'échelle nationale (Grinand et al., 2013 ; Harper et al., 2007 ; Vågen, 2006). Pour la cartographie de l'occupation des sols à l'échelle nationale, la dernière en date a été produite par Moat et al. en 2007. Une mise à jour est de rigueur alors que la plupart des travaux actuels se font à l'échelle régionale et sont destinés pour l'agriculture.

Il existe aujourd'hui des méthodes de traitement d'image satellite permettant de produire des cartes d'occupation des sols utilisables dans le temps et dans l'espace. Le traitement des images Landsat 8 à travers des algorithmes de classifications automatique (Baraldi et al., 2006) permet de produire des cartes d'occupation de sols à jours sur des grandes superficies mais n'était pas testé à Madagascar. Le traitement des images SPOT 5 par les classifications orientées (Achbun et al., 2011) peut également être utilisée pour produire des cartes d'occupations des sols malgaches avec une résolution de 10 m. Néanmoins, il convient de s'interroger sur l'utilisation de ces méthodes pour des classes d'occupations spécifiques utilisables dans le domaine de la cartographie numérique des propriétés physico-chimiques des sols malgaches. Des questions se posent également sur la possibilité d'appliquer ces méthodes prochainement à une échelle nationale.

Cette thèse vise ainsi à proposer la méthode la plus adéquate pour la cartographie des occupations des sols malgaches spécifique à une échelle régionale dans le but d'améliorer la cartographie numérique des propriétés des sols.

2.2. Nécessité de mettre à jour la distribution spatiale des stocks de carbone du sol à l'échelle nationale

Bien que le développement de l'agriculture et la protection de l'environnement soient affichés comme une priorité nationale dans la plupart des pays tropicaux, la partie réservée aux études de sols représente souvent moins de 5 % du budget d'un projet (Brabant, 1989). Au cours de ces dernières décennies, des efforts considérables ont été déployés pour recueillir les données sur les profils de sol dans le monde entier afin d'estimer la quantité des SOC_s à l'échelle mondiale pour répondre aux problématiques environnementales (Hempel et al., 2013). Toutefois, malgré ces efforts déployés, les estimations faites s'associent à de grandes incertitudes comme montre Stockmann et al. en 2013, avançant des estimations mondiales de

la taille du puits de SOC_s variant de 1 463 et 2 011 GtC. Cette variation est généralement liée à des mesures basées sur différents ensembles de données spatiales non représentatifs, par la différence des nombres d'échantillons utilisés ou encore les données recueillies à différents moments. En outre, ces estimations ne fournissent que le SOC_s total à un moment donné et n'indiquent pas sa tendance temporelle malgré les efforts de la cartographie à l'échelle mondiale de l'état actuel des propriétés des sols, notamment le SOC_s (Arrouays et al., 2014; Hengl et al., 2014; Stockmann et al., 2015). De plus, avec des résolutions assez grossières de 250 m à 1km, ces données de SOC_s restent peu ou pas utilisables à l'échelle du pays (Figure 9) ; malgré les avancées des technologies connexes utilisées dans la cartographie numérique des sols, notamment les satellites à haute résolution (FAO, 2003 ; Hengl et al., 2014, 2015 ; Minasny et al., 2017).

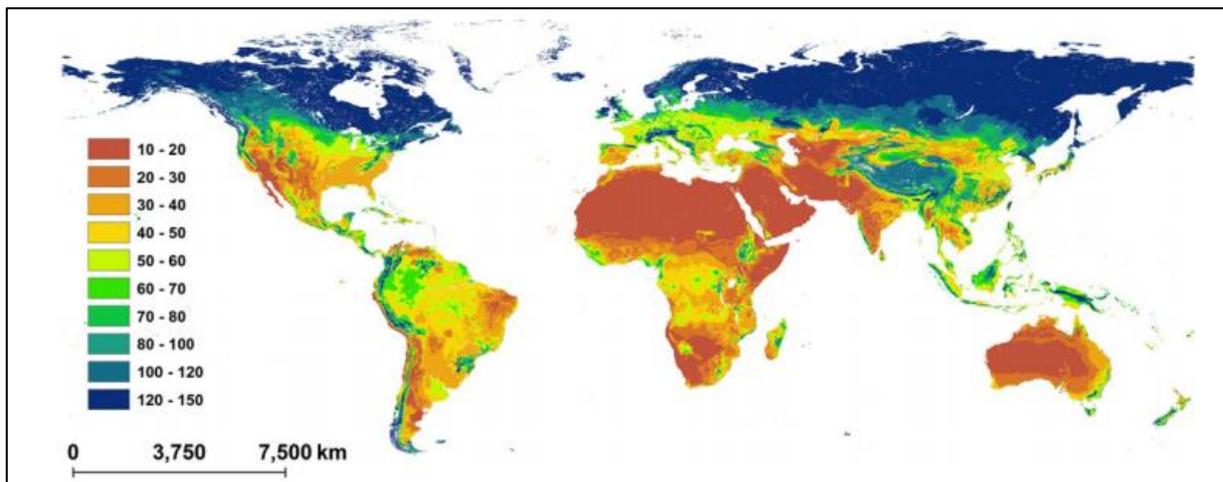


Figure 9: Carte de stock de carbone organique des sols ($Mg \cdot ha^{-1}$) sur 0 à 30 cm issues de la base de données mondiales de Stockmann et al. (2015)

A Madagascar, il existe actuellement une certaine quantité de données disponibles qui sont intégrées dans la base de données *VALSOL-Madagascar* ; elles ont été obtenues à partir des différents projets de recherche environnementaux et agronomiques qui peuvent être valorisés pour le renouvellement de la carte de SOC_s nationale produit par Grinand et al. (2009) qui ont utilisé des données de *VALSOL-Madagascar* datant de 1946 à 1979. De plus, les techniques de cartographie numérique des sols avec les variables environnementales sont aussi disponibles d'accès. Ces techniques sont aujourd'hui principalement utilisées pour soutenir la prise de décision au niveau continental ou national dans l'utilisation des terres plutôt que sur la gestion des terres (Schwilch et al., 2016). Il est également nécessaire d'avoir des cartes de sols utilisables pour la gestion des terres.

Cette thèse propose une méthode d'estimation du carbone des sols : (i) utilisable non seulement à l'échelle nationale mais aussi à l'échelle du paysage et, (ii) facilement reproductible tout en estimant les « covariables » importantes pouvant améliorer la précision de la carte produite selon la disponibilité des données.

2.3. Importance de l'établissement d'autres cartes thématiques du sol : l'azote et le phosphore

Les thématiques de N et de P agissent secondairement aux réponses de l'écosystème face aux enjeux internationaux liés au C. Avec le C, le N et le P sont des éléments essentiels à la croissance des plantes et des microorganismes dans le sol ; ces nutriments jouent un rôle important dans les fonctions de l'écosystème terrestre en influençant les propriétés du sol, la productivité des plantes et les activités du sol (Guan et al., 2017). La disponibilité du P et de N total pour la plante sont des indicateurs importants de la fertilité du sol en particulier dans les régions tropicales (Elser et al., 2007). Effectivement, dans le milieu agricole, l'utilisation des engrais chimiques tels que le P et le N augmentent considérablement (Figure 10) pour avoir des bons rendements de production (Lu and Tian, 2017). Toutefois, l'excès de l'utilisation des fertilisations chimiques en P et en N dans le sol promeut la pollution de l'eau via le phénomène de l'eutrophisation en nitrate ou en phosphate à partir des ruissellements et des érosions hydriques. Les inconvénients principaux de ce phénomène sont entre autres la diminution de la biodiversité et de la qualité de l'eau en tant que ressource (Conley et al., 2009). Par ailleurs, la quantité de N et de P du sol sont généralement liés au cycle du carbone organique du sol et peut entraîner des effets dynamiques sur les émissions de GES (Bronson et al., 2004).

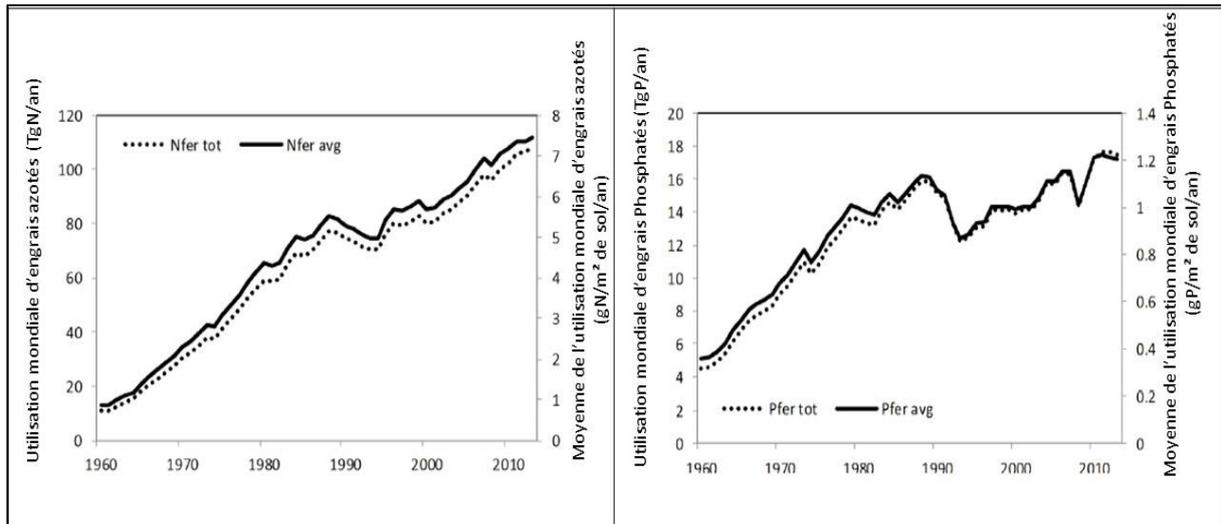


Figure 10: Utilisation totale et moyenne d'engrais azotés et phosphatés en agriculture mondiale

En tenant compte de l'effet de ces nutriments sur l'écosystème, il est donc nécessaire d'estimer les stocks de N et de P dans le sol, afin d'augmenter l'efficacité des intrants nutritifs, améliorer la productivité des plantes et aussi réduire les risques environnementaux (Guan et al., 2017; Wang et al., 2017). Une connaissance approfondie de la variabilité spatio-temporelle de ces propriétés des sols est une pierre angulaire d'une gestion adéquate des sols. La production de cartes de prédiction de N et de P peut être nécessaire pour évaluer la productivité actuelle ou potentielle du sol, identifier les mesures potentielles de protection de l'environnement, ou

encore, identifier les zones déficitaires en éléments nutritifs et les zones favorables pour une quelconque activités forestières ou agricoles (Yasrebi et al., 2009).

À l'échelle mondiale, les estimations actuelles des stocks de P total et aussi de N du sol sont très incertaines car elles proviennent de données essentiellement rares, avec de grandes lacunes sur de nombreuses régions de la Terre (Viscarra Rossel and Bui, 2016). La rareté de ces données, provient essentiellement des méthodes d'analyses lourdes et coûteuses malgré l'utilisation du MIRS. Néanmoins, la production des cartes de P et de N total des sols commencent aujourd'hui à progresser dans le domaine de la cartographie numérique des sols en utilisant des quantités limitées de données de ces propriétés des sols mais avec des variables environnementales disponibles et des méthodes de cartographie différentes (classifications ou interpolations) (Guan et al., 2017 ; Hengl et al., 2015 ; Viscarra Rossel and Bui, 2016 ; Wang et al., 2017). Toutefois, ces méthodes fonctionnent de manière variable dans une région d'étude (Wang et al., 2013).

A Madagascar, la cartographie de P et N des sols n'a pas encore été effectuée malgré l'importance de ces propriétés pour réduire l'insécurité alimentaire et la dégradation de l'environnement du pays.

Cette thèse se propose de développer une méthode afin d'estimer la distribution spatiale de N et du P à une échelle régionale sur 0-30 cm de profondeur en considérant la disponibilité des données environnementales existantes.

3. Objectifs et hypothèses de recherche

L'objectif global de la présente thèse consiste à développer une méthodologie appropriée afin de caractériser avec précision la distribution spatiale des propriétés du sol, entre autres : le C, le N et le P en fonction des données existantes et en recourant aux innovations informatiques pour orienter les politiques agricoles et environnementales à Madagascar. Comme objectif spécifique la présente se fixe de :

Obj1- établir une carte d'occupation du sol, un des piliers d'une bonne carte numérique des propriétés des sols par comparaison des classifications existantes précises d'occupations des sols à une échelle régionale ;

Obj2- valoriser la base de données *VALSOL-Madagascar* et mettre à jour la carte de stock de C des sols de Madagascar à l'échelle nationale sur 0-30 cm de profondeur ;

Obj3- déterminer des modèles spatiaux permettant de prédire la variabilité des stocks des nutriments (N et P) des sols sur 0-30 cm de profondeur à une échelle régionale à partir des données pédologiques et des données satellitaires disponibles à Madagascar.

Les hypothèses de recherche suivantes correspondant à chaque objectif spécifique respectif sont émises :

H1 : La carte d'occupation du sol que ce soit à l'issue d'une classification non supervisée automatique d'image Landsat 8, ou d'une classification supervisée orientée objet d'une image SPOT 5 pour une même zone et une même occupation de sol présente une grande variabilité.

Plusieurs études récentes ont montré que l'occupation du sol influe sur les services écosystémiques fournis par le sol notamment, en matière de stockage de C et en disponibilité des nutriments P et N (Leh et al., 2013). Les images satellitaires permettent de définir les principales occupations du sol ainsi que les états de surface du sol (couleur, rugosité, composition...). L'interprétation de ces images a longtemps été basée sur des méthodes de classification par pixels (Mitra et al., 2004). Pourtant, il existe plusieurs méthodes de classifications. Baraldi et al. (2006) a créé un algorithme de classification automatique par traitement des images Landsat qui permet de produire une carte de l'état de surface des sols. Ces états de surface sont ensuite regroupés pour produire une carte d'occupation de sol. Cependant, depuis quelques années, le développement d'une nouvelle approche basée sur le partitionnement de l'image en objets a fait son apparition dans la communauté. Ceci est la classification orientée objet. Cette technique utilisée sur les images venant de SPOT 5 a montré des résultats satisfaisants mais se basent sur la connaissance experte du télédéacteur qui est subjective et non utilisable par un processus automatique (Ma et al., 2017). Aussi, est-il important d'étudier la validité de chaque classification pour la production de la carte d'occupation du sol. Pour notre part, la comparaison se fera entre la carte d'occupation du sol obtenue à partir de la classification de Baraldi sur l'image Landsat 8, et la classification orientée objet de l'image SPOT 5 d'une même zone d'étude à l'Est de Madagascar. Des validations sur terrain seront utilisées pour choisir la meilleure classification et d'atteindre notre premier objectif.

H2 : Des variables spécifiques sont à considérer pour la cartographie nationale des stocks de carbone des sols.

Les images satellitaires ne laissent pas découvrir les caractéristiques des sols en profondeur sauf si on peut les modéliser à partir de l'état de surface des sols et d'autres variables influençant (lithologie, végétation, circulation hydrique) décelable à partir des images (Girard, 1995). D'autres facteurs tels que les variables climatiques, en l'occurrence la pluviosité et la température jouent un rôle important sur la formation et l'évolution du sol (Grinand et al., 2009). Les classes d'occupation de sol et l'état de la végétation peuvent aussi avoir une influence prépondérante dans les propriétés du sol. Coupler avec des prélèvements en profondeurs sur terrain, les travaux d'analyse physico-chimique du sol en laboratoire permettent de déceler des variables plus explicites influençant les propriétés du sol. La détermination de ces variables est d'autant plus importante pour chaque propriété du sol notamment le carbone des sols (Zeng et al., 2016). Ainsi, pour atteindre notre deuxième objectif, un modèle spatial

sera alors dressé à l'aide de la cartographie numérique des sols en utilisant les données disponibles dans la base de données *VALSOL-Madagascar* et les variables environnementales afin de déterminer les variables les plus importantes.

H3: Les variables importantes pour la cartographie d'azote et de phosphore à une échelle régionale sont les mêmes.

La répartition spatiale des stocks de P du sol résulte de la géochimie des matériaux parentaux et son régime d'altération. Celle-ci se reflète également par la répartition de la végétation sur le sol (Yasrebi et al., 2009). Une étude effectuée par Guan et al. (2017) a montré que la répartition des stocks de N et P est contrôlé par des facteurs internes (Matériau parental, texture du sol et topographie) et aussi externes (pratique culturales et les occupations des sols). Il est alors important de connaître l'importance des variables utilisées pour pouvoir prédire avec précision et avancer dans la cartographie des propriétés des sols. Dans le but d'atteindre notre troisième objectif, les données produites à partir des deux précédentes hypothèses (données de terrains, carte d'occupation des sols, variable environnementales) avec les techniques de spectrométrie à moyen infrarouge combinées avec les analyses au laboratoire des échantillons des sols seront utilisées.

Chapitre 2 : Cartographie de l'occupation des sols malagasy

1. Présentation du chapitre

Le présent chapitre a été soumis dans dans la revue internationale : « Canadian Journal of Remote Sensing ».

1.1. Contextes

Ce chapitre met en lumière l'importance de la connaissance de la distribution spatiale des occupations des sols à Madagascar grâce aux traitements d'images satellites à haute résolution par la technique de la télédétection. Les cartes d'occupation des sols sont importantes pour la cartographie numérique des sols. A l'heure actuelle, pour Madagascar, les cartes d'occupation disponibles à l'échelle nationale avec les données réelles sur terrain ont été réalisées par l'Institut Géographique et Hydrographique National (FTM) en 1996-1997 pour l'Inventaire écologique et Forestier National. Une mise à jour a été effectuée par Moat et al. (2007) par la publication de l'Atlas de la végétation à Madagascar. Toutefois, ces cartes ne sont pas mises à jour régulièrement. Des cartographies d'occupation des sols, ont été aussi effectuées sur des sites protégés à Madagascar pour leur gestion durable mais ces produits ne sont pas accessibles à tous les utilisateurs et leurs mises à jour ne sont pas périodiques (Mayaux et al., 2000; Ranarijaona, 2007). Par rapport aux différents travaux de télédétection, ce sont les cartes de déforestation qui sont habituellement produites et les plus récentes (Burns et al., 2016; Grinand et al., 2013). La production de carte d'occupation des sols à jour est alors de rigueur du fait que le changement d'occupation des sols est très effectif à Madagascar (Eklund et al., 2016; Zaehringer et al., 2017). Notre étude fournit deux méthodologies de production de cartes d'occupation des sols à jour en utilisant des images satellites. Les occupations des sols choisies se focaliseront sur l'intervention du facteur humain à travers la dégradation de la forêt dans un objectif de fournir une carte de référence pour la cartographie numérique des sols. Les deux méthodologies de cartographie sont différentes de part l'utilisation des images satellites spécifiques (Landsat 8 et SPOT 5) et leurs traitements. Ces traitements se distinguent par la perception de l'utilisateur. Le traitement de l'image Landsat 8 se fera par une méthode dite « classification automatique » c'est-à-dire que les occupations des sols sont détectées automatiquement après traitement puis affiné par l'utilisateur. Pour l'image SPOT 5, le traitement se fera par la méthode dite « classification orientée objet », plus explicitement, c'est l'utilisateur qui propose directement les occupations à définir avant le traitement.

1.2. Problématiques scientifiques

A travers cette étude, on cherche à répondre à ces questions suivantes :

- Quelle méthode est la plus adéquate pour avoir des cartes d'occupation des sols précises utilisables dans la cartographie numérique des sols ?
- Quelles difficultés pourrait-on faire face suivant les méthodes de classification afin d'orienter les recherches?

1.3. Démarches

Dans cette étude nous proposons plusieurs démarches :

- le choix des occupations des sols à détecter utilisables tant dans le domaine agronomique que forestière ;
- la production d'une carte d'occupation des sols de façon automatique en utilisant des logiciels et des techniques facilement accessible par l'algorithme de Baraldi et al. (2006) ;
- la production d'une carte d'occupation des sols de 10 m de résolution par le traitement d'une image SPOT 5 par la technique de la classification orientée objet ;
- la comparaison de deux cartes d'occupations des sols produites suivant deux méthodes différentes et provenant de deux satellites différentes Landsat 8 et SPOT 5 ;
- Production d'une carte d'occupation des sols à jour à une échelle régionale de Madagascar.

1.4. Résumé

Les cartes des sols malgaches de 1/200 000 d'échelle couvrent 20 % de la superficie nationale et les études à plus grande échelle restantes ne couvrent pas plus de 2 % du territoire. La recherche sur la spatialisation des propriétés des sols a montré que la carte d'occupation des sols est un outil important pour la cartographie numérique des sols. Cette étude vise à produire une carte d'occupation des sols mise à jour et à haute résolution en utilisant les techniques de télédétection pour une cartographie précise des sols malgaches. Les images Landsat 8 OLI et SPOT 5 de la zone d'étude du corridor Ankeniheny-Zahamena de l'Est Malgache (3 600 km²) ont été utilisées pour la spatialisation à partir de six types d'occupations des sols dont : l'eau (W), la forêt à canopée fermée (F), les arborées (TF), les arbustives (SF), les herbacées ou les terres dégradés (DL) et les sols nus (BS). La classification automatique de l'algorithme Baraldi associée à une classification experte en utilisant les indices d'eau normalisé (NDWI) a été appliquée sur l'image Landsat avec les logiciels R et Monteverdi. Pour l'image SPOT 5, une segmentation orienté objet combinée à une classification hiérarchique utilisant des indices de végétation et de sol avec le logiciel E-cognition a été considérée. Les résultats ont montré qu'avec 199 points de validation, la précision de la carte d'occupation des sols est de 80 % pour Landsat et de 82 % pour la classification SPOT 5. La classification est légèrement plus précise pour Landsat (90 %) que SPOT 5 (88 %). Cependant, la cartographie de TF est difficile pour les deux classifications (79 %), DL pour Landsat (72 %) et SF pour SPOT 5 (70 %). Comme les propriétés du sol dépendent de la modification de la couverture végétale, une meilleure différenciation des zones arbustives et arborées devrait encore être effectuée. Cependant, la présente étude constitue une avancée importante vers une cartographie plus précise des occupations des sols. La classification automatique peut être utile pour surveiller la gestion durable des terres forestières et agricoles.

Mots-clés: Classification, Terres dégradés, Forêt, couverture terrestre, indice de végétation

2. High resolution land-use classification toward more accurate digital land-use mapping of malagasy soils

2.1. Abstract

Malagasy soil map of 1/200 000 only covers 20 % of the national area and the remaining larger-scale studies don't cover more than 2 % of the territory. Advanced research on soils showed that land-use map is an important tool for soil mapping. This study aimed to develop an updated high-resolution land-use map with remote sensing products for an accurate mapping of Malagasy soils. Landsat 8 OLI and SPOT 5 images of the study area (3 600 km² in the Ankeniheny-Zahamena Corridor, Eastern Madagascar) were used for mapping six studied land-uses including Water (W), Closed Canopy Forest (F), Tree Fallow (TF), Shrub Fallow (SF), Herbaceous or Degraded Land (DL) and Bare Soil (BS). Automatic classification by Baraldi algorithm associating expert classification using Normalized Difference Water Index (NDWI) was applied on the Landsat Image with R and Monteverdi softwares. For SPOT 5 image, an Oriented Object segmentation combined with hierarchical classification using vegetation and soil indexes was considered with E-cognition software. Results showed that with 199 validation points, precision of land-use map is 80 % for Landsat and 82 % for SPOT 5 classification. Classification is slightly more accurate for Landsat (90 %) than SPOT 5 (88 %). However, mapping of TF is difficult for both classifications (79 %), DL for Landsat (72 %) and SF for SPOT 5 (70 %). As soil properties depended on change in vegetation cover, a better differentiation on fallows areas still needs to be enhanced. However, the present study is an important step forward towards more accurate soil mapping. Automatic classification of land-use map can be useful for monitoring sustainable management of forest and agricultural land.

Keywords: Classification, Degraded land, Forest, land cover, vegetation index

2.2. Introduction

Soil plays multifunctional roles in ecosystem services and provides environmental benefits through climate change regulation. Soil provides source of nutrients for plant, it ensures recycling of nutrients, such as nitrogen (N) and phosphorus (P), and it is the largest store of carbon (C) in the continental biosphere (Swinton et al., 2007). Soil is also among the most vulnerable environment to climate change which affects its functions, and these changes can be a major concern for the sustainability of agricultural production systems and food security (Leh et al., 2013).

Because of the important roles of soil in environmental issues, research is requiring more precision and more explicit soil map (Fang et al., 2014). Moreover, during the last ten years, efforts at various international levels and the sharpening of computer tools, as well as the evolution of satellite data acquisition, enable us to generate new data which reduce uncertainty and useful dataset for soil mapping (Grinand et al., 2008). It is still necessary to analyze the relevance of both tools and datasets.

Satellite remote sensing and geographic information systems (GIS) is recognized as a well-established technology for providing adequate information on land-use and land cover mapping

(Torahi and Rai, 2011). Classification of high-resolution satellite images is essential to produce an up-to-date land-use maps that can be used for agronomic purposes. Creation of accurate land-cover and land-use change databases is one of the most important activities for monitoring carbon stock changes (Sánchez-Azofeifa et al., 2009). Also, these maps will be essential for Soil Organic Carbon (SOC) mapping and soil nutrients.

For Madagascar, we observed general lack of quantitative, spatially explicit and statistically representative data on change in land-cover and land-use (Vågen, 2006). Most of digital malagasy soil mapping studies used old data (Grinand et al., 2009; Ramifehiarivo et al., 2017), or bands of satellital data for supplying the effects of land-use map (Grinand et al., 2017).

The general objective of our work is to explore the potential of land-use mapping as a basis for digital soil mapping for Madagascar.

In this general framework, the objective of this study was (i) to define a land use mapping classification scheme oriented towards soil mapping; (ii) perform this classification scheme on a range of high resolution image from 30 m to 10 m, in order to prepare the new generation of sensors becoming available (Sentinel-2); (iii) compare different classification algorithms in order to define the best adapted for our purpose. Among the approaches available, we have chosen to compare classification by Object-based image analysis (OBIA) (Gao et al., 2013) and expert classification based on automatic spectral Rule-Based preliminary mapping of Landsat images (Baraldi et al., 2006).

2.3. Material and methods

2.3.1. Study area

The study area is in the eastern humid ecoregion of Madagascar called Ankeniheny-Zahamena forest corridor between latitude of 18.18400 South and 19.10270 South and longitude of 48.211988 East and 49.37827 East. It was selected based on the variability of land-use, topography and climate set. It is characterized by elevation range to 0 to 1200 m, the annual precipitation ranges from 1200 mm to 1800 mm. Vegetation types varied, with forest ecosystems associated with fallow systems and grasslands (Styger et al., 2007).

2.3.2. Image database

Two types of image were used, with different resolution. The first image was SPOT 5 image taken in 03/10/2014, and the second one was an image set of Landsat 8 taken in 2014.

SPOT 5 image offers a resolution of 2.5 to 5.4 m in panchromatic mode and 10 m in multispectral mode. Multispectral bands on SPOT 5 are: Green, Red, Shortwave Infrared and Near Infrared. Scene size is 60 km long x 60 to 80 km wide, depending of acquisition configuration (<http://www.intelligence-airbusds.com/en/194-resolution-and-spectral-bands>).

Landsat 8 image as Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) and Thermal Infrared Sensor (TIRS) image consists of nine spectral bands with a spatial resolution of 30 m for Bands 1 to 7 and 9, from ultra-blue (Band 1) to mid-Infrared (Band 9). The resolution for Band 8

(panchromatic) is 15 m. Thermal bands 10 and 11 are useful in providing more accurate surface temperatures and are collected at 100 m. Approximate scene size is 170 km North-South by 183 km East-West (<https://landsat.usgs.gov/what-are-band-designations-landsat-satellites>).

2.3.3. Choice of soil-mapping oriented land-use class

Land-use types have been chosen based on the influence of slash-and-burn farming practices on fallow succession and land degradation in the rainforest region of Madagascar (Andriamananjara et al., 2016; Styger et al., 2007). Classes included Closed Canopy Forest (F), Tree Fallow (TF), Shrub Fallow (SF), and Degraded Land (DL), at which was added Bare Soil (BS) and Water (W). Closed Canopy Forest is characterized by natural forest presumably never deforested (Harvey et al., 2014). Tree Fallow is associated with the first fallow cycle after deforestation. The vegetation types in Tree Fallow system are dominated by *Trema orientalis* (L.) *Harungana madagascariensis* (Lam.) species. Shrub Fallow systems are dominated by endemic shrubs as *Psidia atlissima* associated with exotic and invasive species as *Rubus moluccanus* or *Lantana camara*. They are considered as second to fifth fallow cycle after deforestation. Degraded Land is defined by the development of grass species and ferns, *Imperata cylindrica*, and *Aristida sp.* Degraded Land systems are herbaceous fallows or grassland after sixth fallow cycle (Andriamananjara et al., 2016). Bare Soil is defined by the lack of vegetation covering the soil, being agricultural land after tillage, mining land, or degraded land without vegetation. Water class includes lakes and rivers.

2.3.4. Choice of the classification method

Classification method is different following the two image types. The used methods are classically described as object-based (SPOT 5) and pixel-based (Landsat 8). The best approach has been theorized by Blaschke (2010) and summarized in the Figure 11

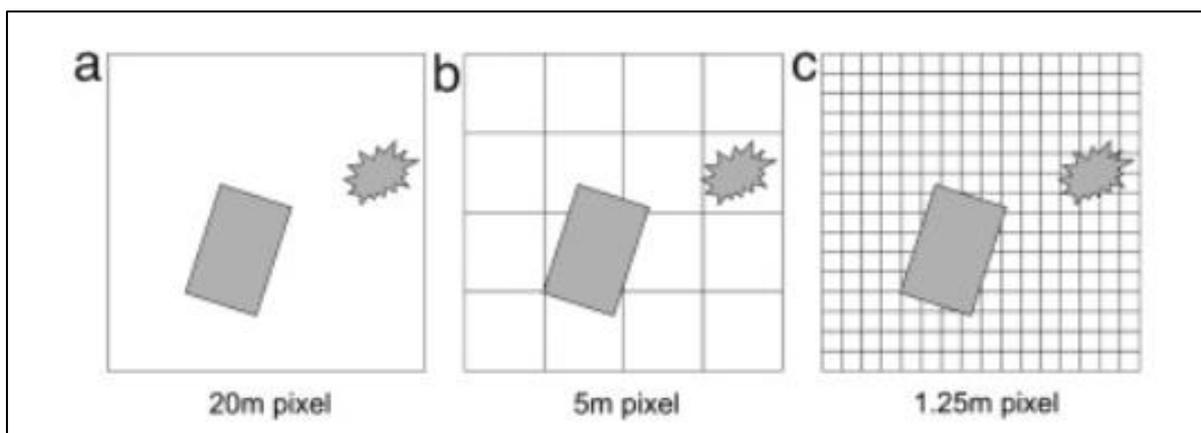


Figure 11: Relationship between objects under consideration and spatial resolution: (a) low resolution, (b) medium resolution, (c) high resolution from Blaschke (2010)

The relationship between objects under consideration and spatial resolution could be with:

- (i) low resolution: when pixels significantly larger than objects, sub-pixel techniques is needed;
- (ii) medium resolution: when pixel and objects sizes are of the same order, pixel-by-pixel techniques are appropriate;
- (iii) high resolution: when pixels are significantly smaller than object, regionalization of pixels into groups of pixels and finally objects is needed.

Studies on the size of the land-use objects in Madagascar do not exist, but it is relatively well-known that the size of the Malagasy agricultural fields is small. We performed a preliminary survey of the study area using Google Earth, and we found an average size for agricultural field of about 50 m x 50 m, and a generally larger size for natural objects as closed canopy forest, which can be fragmented into patches of 30 m x 30 m to 100m x 100 m size. With pixels (sampling size) from 10 to 30 m, we are clearly in the frame of the two classification scheme, pixel-based and object-based.

We have chosen to compare the best result for each image, which was object-based for SPOT 5 image and pixel-based for Landsat 8 image.

2.3.5. Classification on SPOT 5 image

An object-based classification is traditionally performed in two steps: the first one is the segmentation of the image pixels into objects by combining regions of similar spectral information, then the proper classification of the objects into the different land use classes (Kassouk et al., 2014). First then, a multiresolution segmentation was done on a region of interest of the SPOT 5 image. Three parameters were selected for segmentation. The objective of the segmentation is to create groups of contiguous pixels, or segments, minimizing the radiometric heterogeneity within the segments, while meeting criteria of size of the segments. Therefore three parameters allow the user to tune the segmentation:

- (i) scale defining the size of the segments;
- (ii) compactness representing the compactness of the objects formed during the segmentation, and;
- (iii) shape defining the objects shape with their spectral information.

The choice of the parameters was done performing a try-and-error method on a test area and the values finally selected as separating best both agricultural fields and natural objects were, 25 (in a range of 1 to 100), 0.1 (in a range of 0 to 1), and 0.5 (in a range of 0 to 1) respectively. Following the multiresolution segmentation, object-oriented image classification was performed using threshold method (Benz et al., 2004). After choosing classification rules, the method separates the pixels from a threshold for each rule.

Classification rules were chosen based on hierarchical classification of the land-use classes. The first rule has been built for separating, Water and no-Water, next Vegetation and no-Vegetation on the class of no-Water, Forest and no-Forest on the class of Vegetation, Tree Fallow and no-Tree Fallow in the no-Forest class, finally Shrub Fallow and Degraded Land

were separated within the no-Tree Fallow class while clouds and Bare Soil were separated within the no-Vegetation class.

Thresholds were chosen on individual radiometrics bands and indexes (combination of bands) based on literature review:

The best following rules (Figure 12) were chosen by using band and index calculated band on imagery such as (Lucas et al., 2007):

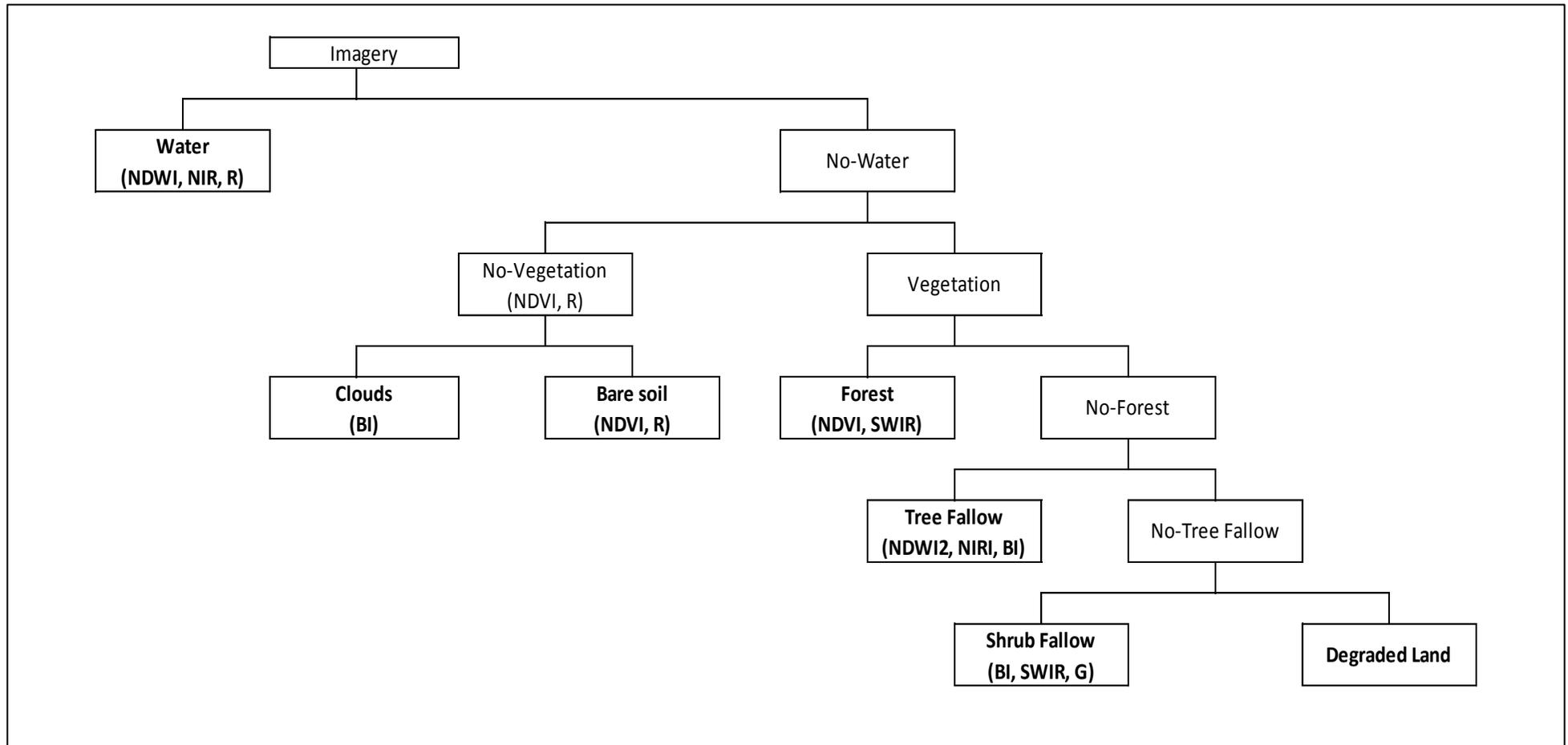


Figure 12: Overview of the hierarchical classification process using eCognition

Where:

NIR is the Near Infrared band,

R the Red band,

SWIR the Shortwave Infrared band

G the Green band.

NDVI, the Normalized Difference Vegetation Index

NIRI the Normalized InfraRed Index

NDWI the Normalized Difference Water Index by Gao (1996)

NDWI2 the Normalized Difference Water Index by McFeeters (1996)

BI the Brightness Index

Those index was calculated as follows with the bands of SPOT 5 image:

$$\text{NDVI} = (\text{NIR} - \text{R}) / (\text{NIR} + \text{R}) \quad (\text{eq.1})$$

$$\text{NIRI} = (\text{R} - \text{NIR}) / (\text{SWIR} + \text{NIR}) \quad (\text{eq.2})$$

$$\text{NDWI} = (\text{NIR} - \text{SWIR}) / (\text{SWIR} + \text{NIR}) \quad (\text{eq.3})$$

$$\text{NDWI2} = (\text{G} - \text{NIR}) / (\text{G} + \text{NIR}) \quad (\text{eq.4})$$

$$\text{BI} = (\text{R}^2 + \text{NIR}^2)^{1/2} \quad (\text{eq.5})$$

2.3.6. Classification on Landsat 8 image

Conversely with respect to the method used for the SPOT 5 image, which was an object-based classification method, the method used for Landsat data was pixel and spectral-based. The method developed is also performed in two successive steps: first, an automatic non-supervised pre-classification groups the pixels in the spectral domain, when object-based method produces clusters in the spatial domain, developed by trial and error on a test zone; second, an expert classification is performed, which is not drastically different than the second step of SPOT 5 classification, except that all classes are defined at the same time.

First step is based on a pixel classifier proposed by Baraldi et al. (2006) adapted for Landsat 8. It requires no training and supervision to run. Output of image classification proposes a set of fuzzy spectral layers consistent (in terms of one-to-one or many to one relationships) with land cover classes found in levels I and II of the U.S. Geological Survey classification scheme. The results of pre-classification algorithm gives 24 and 46 preliminary class (Annexe 2). Second step of classification is based on the land-use classes defined for the specific objective of our study. Then the 46 class was aggregated using an expert classification based-on NDWI, with Monteverdi 2.0 software following the rules described Tableau 2.

Tableau 2: Land-use classification on Landsat 8

Land-use	Rule-based classification
Water	1, 5, 8, 43, 45
Forest	10 ($NDWI \geq 0.395$), 11, 13 ($NDWI \geq 0.34$)
Tree Fallow	10 ($0.34 \leq NDWI < 0.395$), 44, 12 ($NDWI \geq 0.395$)
Shrub Fallow	10 ($NDWI < 0.34$), 12 ($0.34 = < NDWI < 0.395$), 15, 16, 46
Degraded Land	9, 12 ($NDWI < 0.34$), 22, 24, 28, 31, 35, 36, 38, 40, 41, 13 ($NDWI < 0.34$)
Bare Soil	6, 18, 19, 21, 26, 27, 29, 30, 33, 37, 39

2.3.7. Classification evaluation

The quality of the classification was evaluated using 199 points based on field survey (28 points) and google earth survey (177 random points). Repartition of those points are: 17 points for Water, 41 for Forest, 47 for Tree Fallow, 20 for Shrub Fallow, 43 for Degraded Land, 31 for Bare Soil (Figure 13). Confusion matrix with overall accuracy and kappa index were measured for estimating the accuracy of the classification. We will qualify as good results when those index are higher than 80 %. Between 70 and 80 %, the classification is qualified as less good; acceptable when index is higher than 60 %, and bad when lower than 60 (Afro and Despinoy, 2010).

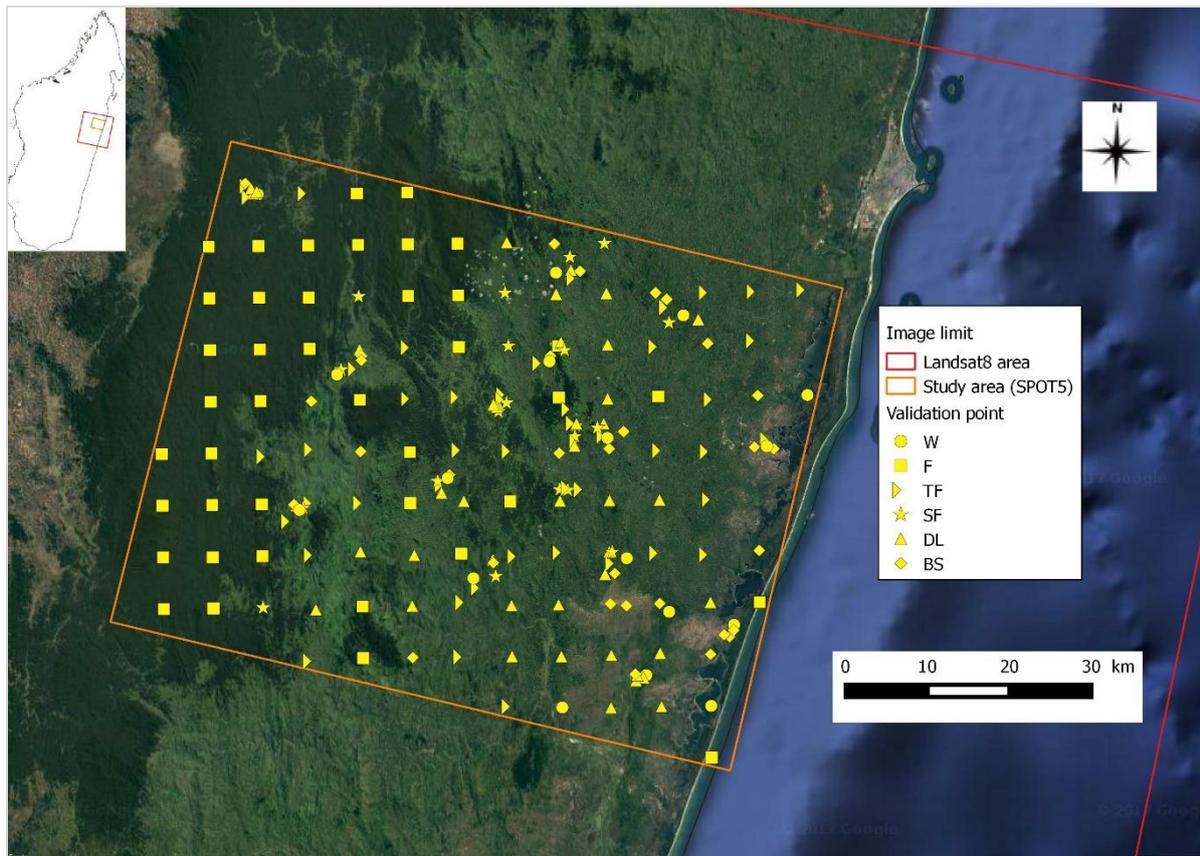


Figure 13: Localisation of validation point

2.4. Results

2.4.1. Accuracy assessment of classification of SPOT 5 image.

Results of accuracy assessment obtained for classification of SPOT 5 image gives an overall accuracy of 82 % (Tableau 3). Good results were achieved for classes Water, Forest, Bare Soil, and Degraded Land, respectively, 94 %, 88 %, 84 % and 81 %; (cf. Figure 14). Lowest accuracy characterized the two classes: Shrub Fallow, and Tree Fallow qualified as less good (70 % and 79 % accuracy respectively); accuracy characterizes omission (pixels of a given class classified as belonging to other classes). It is worth noting that the class Shrub Fallow, with an accuracy of 70 % have very few pixels of commission (pixels of other classes classified as a given class [Shrub Fallow]), when Tree Fallow has many commission pixels: 3 with Forest, 3 with Shrub Fallow, and 4 for Degraded Land. Within the good classes, the class Degraded Land has also many commission pixels: 2 with Forest, 3 with Shrub Fallow, 4 with Bare Soil, 5 with Tree Fallow.

Tableau 3: Confusion matrix on SPOT 5 image classification

Class	Reference dataset						Sum
	W	F	SF	BS	TF	DL	
W	16			1	1		18
F		36			2		38
SF			14		1		15
BS	1			26	1	4	32
TF		3	3		37	4	47
DL		2	3	4	5	35	49
Sum	17	41	20	31	47	43	199
Accuracy (%)	94	88	70	84	79	81	
Overall accuracy	82 %						
Kappa coefficient	0.78						

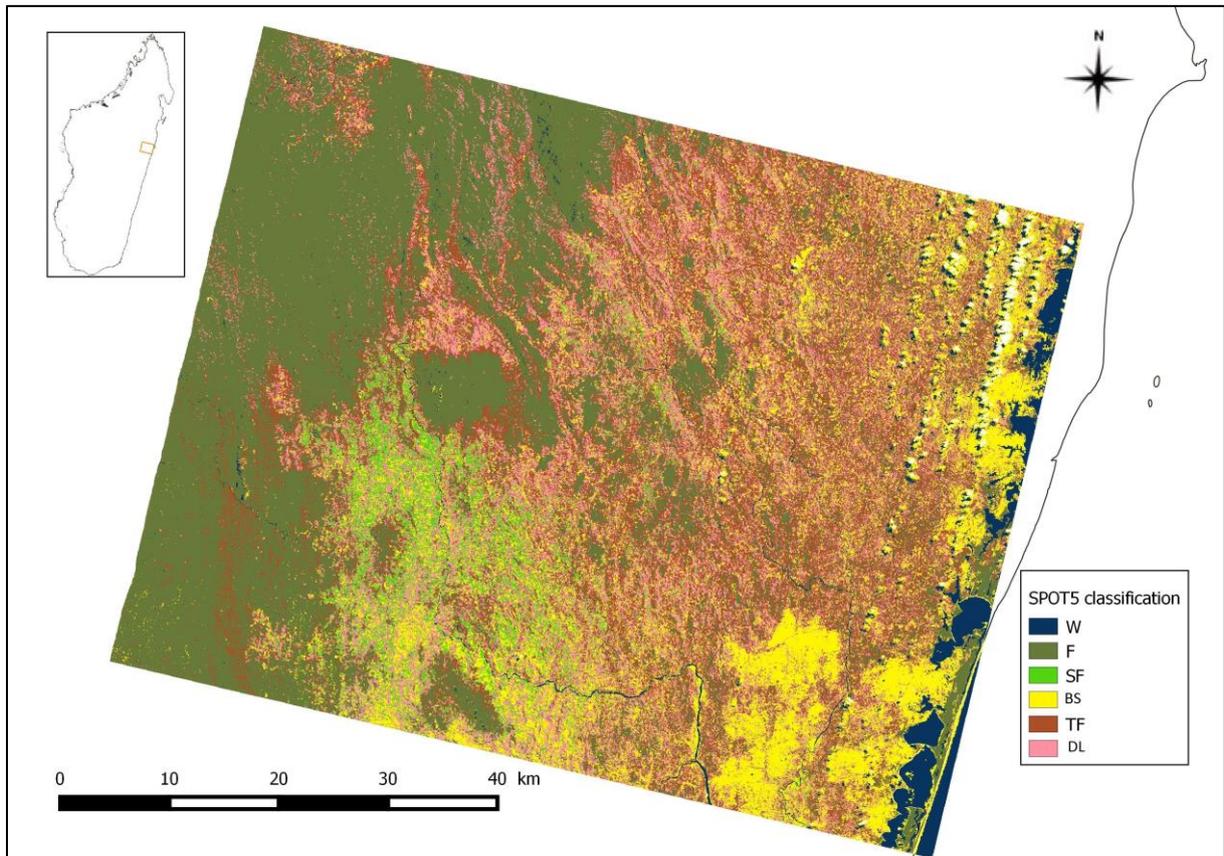


Figure 14: Land-use map based on SPOT 5 image

2.4.2. Accuracy assessment of classification of Landsat 8 image.

For Landsat images, results of accuracy assessment obtained an overall accuracy of 80 % with kappa coefficient of 0.78 (Tableau 4). Good results were reached for Forest 90 %, Shrub Fallow 85 % and Bare Soil 81 % (Figure 15). For Tree Fallow, Water and Degraded Land, the accuracy was less good, with 79 %, 76 % and 72 % respectively. The two classes with a lot of commission errors are Shrub Fallow and Degraded Land, with confusion with almost all the other classes.

Tableau 4: Confusion matrix of Landsat 8 classification

Class	Reference data						Sum
	W	F	SF	BS	TF	DL	
W	13						13
F	1	37	1	1	2	1	43
SF		1	17	2	3	8	31
BS				25			25
TF		2	1	1	37	3	44
DL	3	1	1	2	5	31	43
Sum	17	41	20	31	47	43	199
Accuracy (%)	76	90	85	81	79	72	
Overall accuracy	80 %						
Kappa coefficient	0.76						

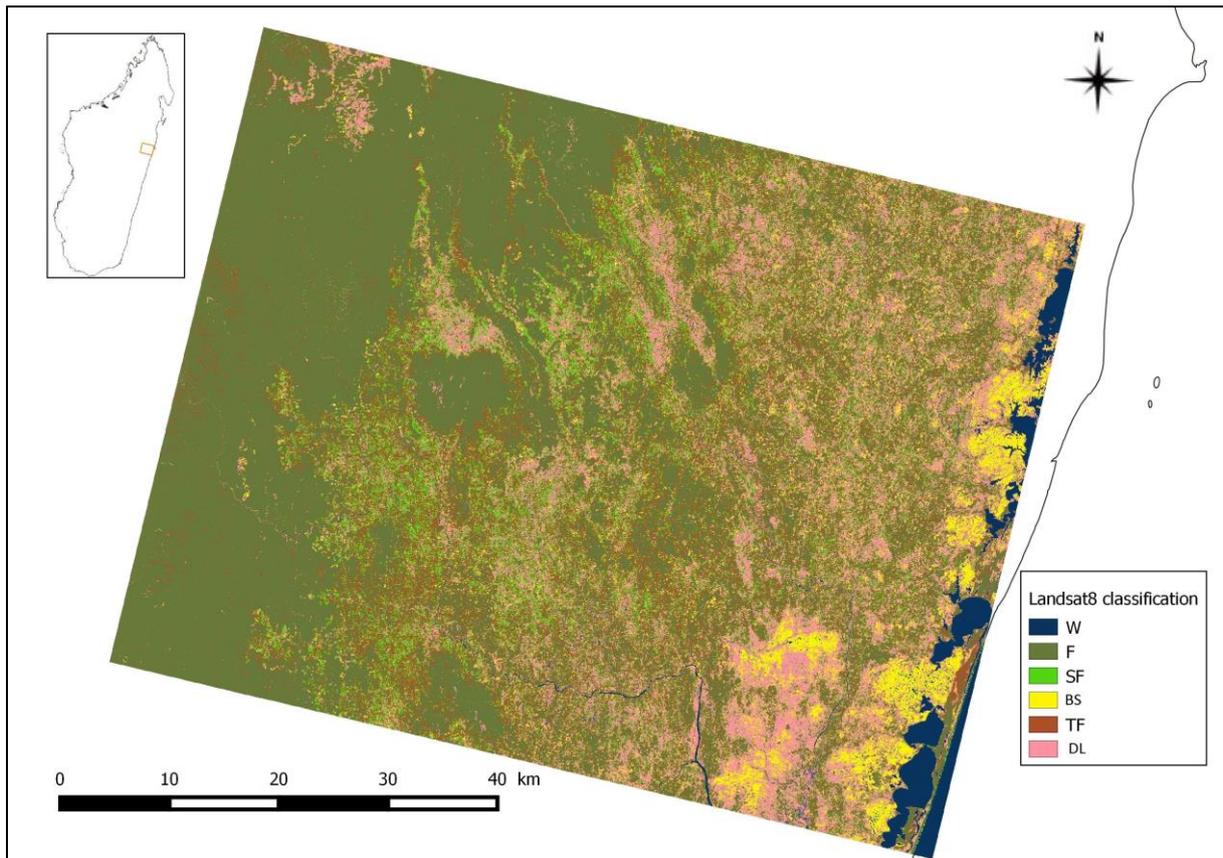


Figure 15: Land-use map based on Landsat 8 image

2.4.3. Comparison between Landsat 8 and SPOT 5 image classifier

Generally, on the study area, Forest was the most represented for the two maps, respectively, 35.5 % for SPOT 5 classification and 45.4 % for Landsat 8 classification (Tableau 5). Clouds compose 0.5 % of the study area for SPOT 5. After Forest, Tree Fallow represents 21.1 % and 17.5 % of the area respectively for SPOT 5 and Landsat 8 classification. For Shrub Fallow, these values were 4.7 % for SPOT 5 and 4.3 % for Landsat 8 classification. Degraded Land on SPOT 5 classification is to 19.8 % of the area and 16.9 % for Landsat 8 classification; Bare Soil composes 15.1 % and 13.2 % of the area for SPOT 5 and Landsat 8 classification respectively. For Water classification on SPOT 5 and Landsat 8, 3.4 % is Water for the first map, and 2.7 % for the second. Bare Soil classification was better for Landsat8 compared to SPOT 5 (Annexe 3).

Tableau 5: Land-use area for SPOT 5 and Landsat 8 classification

	SPOT 5 (%)	Landsat 8 (%)	Difference (%)
W	3.4	2.7	0.7
F	35.5	45.4	10
TF	21.1	17.5	3
SF	4.7	4.3	0.4
DL	19.8	16.9	2.9
BS	15.1	13.2	1.9
Clouds	0.5	0.0	0.5
Total	100	100	

2.5. Discussion

2.5.1. Landsat 8 image classification.

The expert classification on Landsat 8 image is based on Baraldi reflectance categories combined with thresholds on values of NDWI (Tableau 2). The good results for the Forest class are driven by the NDWI, which characterizes the vegetation water content. Following Jackson et al. (2004) the physical definition of vegetation water content varies from water volume per leaf or ground area (equivalent water thickness) to water mass per mass for vegetation dry matter.

If using only Baraldi categories, forest is spread between average vegetation and strong vegetation following values in the NIR. Adding a threshold value on NDWI has conducted to distinguish two classes of Closed Canopy forest:

- (i) the first was a strong vegetation Baraldi category with high values of NIR ($NIR > 60$) and NDWI greater than 0.395;
- (ii) the second was an average vegetation Baraldi category with low values of NIR ($NIR < 40$) and NDWI greater than 0.34.

Tree Fallow is constituted by the union of:

- (i) average vegetation Baraldi category with low values of NIR ($NIR < 40$) and NDWI comprised between 0.395 and 0.34 and;
- (ii) average vegetation Baraldi category with high NIR ($NIR > 60$) with NDWI greater than 0.395.

As mentioned above Tree Fallow class represents vegetation regrowth after the first deforestation. Baraldi categories used alone confuse part of cropland and pastures with Tree

Fallow, which could explain the confusion between Tree Fallow and Degraded Land. The use of NDWI further improves the classification by eliminating Wetland leaf spectral category.

Shrub Fallow is defined as a degradation of Tree Fallow and is characterized in our classification by:

- (i) strong vegetation Baraldi category with high values of NIR ($NIR > 60$) and NDWI comprised between 0.395 and 0.34; plus;
- (ii) average vegetation Baraldi category with low values of NIR ($NIR < 40$) with NDWI less than 0.34 and; plus;
- (iii) shrub and brush land Baraldi categories.

Degraded Land class includes, herbaceous land, cropland and pastures added with scarcely vegetated area from Baraldi categories.

Bare Soil class includes, urban or built-up land, barren and dark land Baraldi categories.

There is a confusion between Degraded Land and Bare Soil class. This confusion could be explained by the seasonal difference between Google Earth images used for validation and Landsat 8 image. In wet season, Bare Soil could be considered as Degraded Land, soil being covered by scarce vegetation, in opposite, during dry season, Degraded Land could be confused with Bare Soil.

Class of Water includes deep and turbid water issued from Baraldi categories. Confusion with other classes can be explained by the narrowness of rivers regarding the resolution of the Landsat 8 image (30 m).

2.5.2. SPOT 5 image classification.

Water classification with SPOT was done by using low R and NIR reflectance combined with NDWI2. In fact, NDWI2 is designed to:

- (i) maximize reflectance of water by using G wavelength;
- (ii) minimize the effect of NIR absorbed by clear water;
- (iii) separate water (positive values of NDWI2) from vegetation and soil characterized by NIR high reflectance and negative values of NDWI2 (McFeeters, 1996; Xu, 2006). Shadows are confused with Water.

Classification of Bare Soil was based on no-Water class by using R band and NDVI. The NDVI data plays an important role for vegetation monitoring as it is a potential indicator for crop growth and vigor (Gu et al., 2008). Low NDVI (< 0.15) characterized scarce vegetation or bare soil but can be confused with water, shadows or clouds. Separation of Clouds from Bare Soil was done by using Brightness index (BI). Clouds have values of $BI > 300$ (high R and NIR values) when Bare Soil are characterized by values of $BI < 300$. BI enhances Bare Soil class and makes a better visual contrast between soil and vegetation (Jafari et al., 2007). Forest classification was based on high NDVI and medium SWIR values. High values of NDVI

highlights Closed Canopy vegetation area (Jackson et al., 2004; Tucker, 1979). In SWIR band, vegetation is characterized by low reflectance. Tree Fallow class was obtained by combining NDWI2, NRI and BI. In relation to the quantity and the vigor of vegetation, NRI is based on R and NIR values. NDWI2 characterizes vegetation water content and can be used for differencing Forest and Tree Fallow class. BI was used for separating Tree Fallow, Shrub and Degraded Land classes based on soil brightness under the canopy (Khan et al., 2005). Classification of Shrub Fallow and Degraded Land were done by the combined use of SWIR, BI, and G band. SWIR and G allows the separation of vegetation and soil. Shrub Fallow has high value of SWIR compared to Degraded Land, and Degraded Land has high values in G because of the scarce vegetation cover (Yang et al., 2011). Confusion between Shrub Fallow, Tree Fallow and Degraded Land could be explained by the land-use changes between the date of the SPOT 5 image and the date of Google Earth images used for validation.

2.5.3. Map comparison

Land-use classification for the two maps has the same trend but not the same predicted surface (Annexe 3). Difference between the two maps is very clear for the forest class. Classification of SPOT 5 image trends to underestimate Closed Canopy Forest class and confuse this class with Tree Fallow. This can be explained by the difficulties in separating forest with undercover and Tree Fallow. For Tree Fallow, the two maps trend to make a confusion between Tree Fallow, Degraded Land and Shrub Fallow, despite the use of NDWI and BI. Classification of SPOT 5 image was better than Landsat 8 for Degraded Land and Shrub Fallow. By considering the Kappa coefficients, the two classifications were in good agreement with the validation points but could be improved with another field work for holding better rule based classification (Skidmore, 1999).

2.6. Conclusion

The accuracy of the two classifications was higher than 80% despite the difference in the methods used, and in the resolution of the two images. There were some confusion between the classes of Tree Fallow, Shrub Fallow and Degraded Land for both methods but the classification was ever good and, even it could be improved. Improvement of the accuracy assessment could be done by adding more field work validation. Date difference between Google Earth images used for validation and images used for classification could exaggerate the uncertainty. For digital soil mapping, SPOT 5 revealed to be better suited, due to a better resolution that allows the use of an object-based classification. Depending on the scale of the study and the practicability for digital soil mapping, the use of Landsat 8 image with automatic classification could be useful. Future studies could be directed toward the comparison of the contribution from the two land-use maps for soil mapping.

3. Conclusion partielle du chapitre

Ce chapitre nous a permis de comprendre davantage sur l'établissement de la carte d'occupation des sols pour des finalités de réaliser des cartes numériques des sols et de leurs propriétés. Les principaux résultats ont montré que : (i) la précision des classifications des deux images satellites SPOT 5 et Landsat 8 sont acceptables (>80%) ; (ii) la comparaison des deux cartes produites a manifesté le même ordre de grandeur pour les classes d'occupation des sols, mais pas les mêmes pourcentages. Une difficulté est perçue quant à la classification entre les arborées, les arbustives et les terres finement couverts ou dégradés. L'amélioration de ces classifications peut encore se faire avec plus de point de reconnaissance sur terrain. Par rapport à la cartographie numérique des sols, l'utilisation de la carte issue de la classification Landsat 8 est bénéfique du fait qu'elle est gratuite et facilement utilisable avec les logiciels de traitement gratuits. Pour l'image SPOT 5, avec la précision de la classification et sa résolution initiale de 10 m, elle reflète plutôt la perception de l'utilisateur mais sa limite se pose dans le fait qu'il demande l'utilisation d'un logiciel sous licence pour notre cas alors qu'il existe des alternatives gratuites. Toutefois, ces deux cartes peuvent être améliorées et utilisées pour des raisons agronomiques ou environnementales. Ainsi, les nouvelles perspectives peuvent se diriger vers les effets de l'utilisation de ces cartes dans les travaux de cartographie numérique des propriétés des sols.

Chapitre 3 : Vers une amélioration de la carte des stocks de carbone des sols à l'échelle nationale

1. Présentation du chapitre

1.1. Contextes

Ce chapitre met en valeur l'importance de la mise à jour des connaissances de la distribution spatiale du C organique du sol ou SOC_s (dans la première couche de 30 cm) à Madagascar grâce à la cartographie numérique des sols. À l'heure actuelle, suite à une précédente tentative de cartographie du SOC_s à cette échelle nationale publié par Grinand et al. (2009) avec l'utilisation de données anciennes datées de 1946-1979, notre étude fournit une nouvelle méthodologie de production de carte de SOC_s. La différence réside dans le fait de l'utilisation de la prédiction de la répartition spatiale du C des sols à partir de variables environnementales et la valorisation des données nationales de SOC_s récentes disponibles (Daté de 2010 à 2015) venant des différents projets de recherche agronomique et environnementales effectués à Madagascar. Les données utilisées sont celles qui sont stockées dans la base de données *VALSOL-Madagascar*, avec les variables spatiales facilement accessible au Pays.

1.2. Problématiques scientifiques

A travers cette étude, on cherche à répondre à ces questions suivantes :

- Quelles sont les variables prépondérantes influençant la répartition spatiale des SOC_s à l'échelle nationale ?
- Peut-on parler d'amélioration en précision suite à la mise à jour de la carte nationale de SOC_s?

1.3. Démarches

Dans cette étude nous proposons la démarche suivante:

- Valorisation de la base de données *VALSOL-Madagascar* en utilisant les données de stock de carbone récente disponible dans la base ;
- Utilisation des données environnementales et des données satellitaires nationales à haute résolution, gratuit et facilement accessible à tous pour la construction du modèle de prédiction des stocks de C des sols ;
- Modèle facilement reproductible et mis à jour suivant la disponibilité des données grâce à l'utilisation de l'algorithme randomForest sous le logiciel gratuit R pour la modélisation et la spatialisation des stocks de C des sols ;
- Production d'une carte de C des sols nationale à 30 m de résolution sur 0-30 cm de profondeur ;
- Comparaison de la carte ancienne de SOC_s et celle produite dans la présente étude.

1.4. Résumé

L'évaluation des stocks de carbone organique du sol (SOC_s) est très pertinente étant donné que les SOC_s sont le facteur central de l'atténuation du changement climatique et de la fertilité des sols. À Madagascar, une première tentative de cartographie des SOC_s à l'échelle nationale a été entreprise en 2009 avec des données pédologiques anciennes. Aujourd'hui, des recherches poussées sur la cartographie du carbone du sol à l'échelle mondiale sont nécessaires pour aider dans les prises de décision meilleures en matière d'utilisation des terres. Cette étude vise à (i) évaluer les facteurs de stockage du carbone organique du sol (SOC) dans la première couche de sol de 30 cm à l'échelle nationale à partir de variables environnementales explicatives spatialement explicites et une récente base de données sur les sols et (ii) mettre à jour la répartition spatiale des SOC_s à cette échelle grâce à la cartographie numérique. Un modèle spatial a été établi en utilisant randomForest, un algorithme d'arbre de décision, basé sur 10 variables pédoclimatiques, topographiques et végétales. Le modèle a été développé avec 1 993 données disponibles sur le terrain (recueillies de 2010 à 2015) et leurs informations environnementales incluses dans la base de données "VALSOL-Madagascar". Ces données ont été divisées en deux échantillons: le premier (n = 835) utilisé pour la calibration du modèle et un deuxième (n = 358) pour la validation externe. Les résultats ont montré que la température annuelle moyenne (MAT, ° C), les précipitations annuelles moyennes (MAP, mm), l'élévation (m) et l'indice de végétation de différence normalisée (NDVI) étaient les variables les plus importantes dans la prédiction des SOC_s. Le modèle de prédiction retenu avait une erreur (RMSE) égale à 26 MgC.ha⁻¹. Les SOC_s prédits à partir du meilleur modèle variaient de 28 à 198 MgC.ha⁻¹ avec des SOC_s totaux à 4 137 TgC. Selon le type de sol, Ferralsols (35 à 165 MgC.ha⁻¹) et Andosols (48 à 198 MgC.ha⁻¹) ont eu des résultats pertinents liés au nombre de profils de sols (n = 856 et 171 respectivement). Malgré la nécessité d'une analyse approfondie, le modèle et la carte produite dans la présente étude ont considérablement amélioré notre connaissance de la répartition spatiale des SOC_s à Madagascar et une incertitude réduite par rapport à l'ancienne carte. Cette carte offre de nouvelles perspectives sur la gestion durable des terres à Madagascar.

2. Mapping soil organic carbon on national scale: towards an improved and updated map of Madagascar

Nandrianina Ramifehiarivo^{1*}, Michel Brossard², Clovis Grinand³, Andry Andriamananjara^{1**}, Tantely Razafimbelo^{1***}, Andriambolantsoa Rasolohery⁴, Hery Razafimahatratra⁵, Frédérique Seyler⁶, Ntsoa Ranaivoson^{1****}, Michel Rabenarivo^{1*****}, Alain Albrecht⁷, Franck Razafindrabe⁸, Herintsitohaina Razakamanarivo^{1*****}

¹ Laboratoire des Radioisotopes, BP 3383 Route d'Andraisoro, 101 Antananarivo, Madagascar, *ranandrianina@hotmail.fr, **njaraandry1@gmail.com, ***tantely.razafimbelo@gmail.com ****sabotsy27@yahoo.fr *****miarabenarivo@yahoo.fr *****herintsitohaina.razakamanarivo@gmail.com

² UMR ECO&SOLS, c/o IRD, BP 90165, 97323 Cayenne cedex, France, michel.brossard@ird.fr

³ Association Etc Terra, Lot VE 26 L Ambanidia, 101 Antananarivo, Madagascar, c.grinand@etcterra.org

⁴ Conservation International Madagascar, lot II W 27D Rue Vittori François Ankorahotra, 101 Antananarivo, Madagascar, arasolohery@conservation.org

⁵ Ecole Supérieure des Sciences Agronomiques, BP 175 Université d'Antananarivo Ankatso, 101 Antananarivo, Madagascar, hery_razafimahatratra@yahoo.fr

⁶ UMR ESPACE-DEV, IRD, Maison de la Télédétection, 500 rue Jean-François Breton, 34093 Montpellier Cedex 5 France, frederique.seyler@ird.fr

⁷ UMR ECO&SOLS IRD, Campus SupAgro, place Viala, 34060 Montpellier Cedex 1, France, alain.albrecht@ird.fr

⁸FTM Institut Géographique de Madagascar, BP 323 Ambanidia, 101 Antananarivo, Madagascar, dgftm@moov.mg

Ce chapitre est un article publié dans la revue internationale *Geoderma Regional*

Ramifehiarivo, Nandrianina, Michel Brossard, Clovis Grinand, Andry Andriamananjara, Tantely Razafimbelo, Andriambolantsoa Rasolohery, Hery Razafimahatratra, et al. « Mapping soil organic carbon on a national scale: towards an improved and updated map of Madagascar ». *Geoderma Regional*, Digital soil mapping across the globe, 9 (1 juin 2017): 29-38. doi:10.1016/j.geodrs.2016.12.002.

2.1. Abstract

Assessment of soil organic carbon stocks (SOC_s) is highly relevant considering that SOC_s is the central driver in climate change mitigation and soil fertility. In Madagascar, a first attempt at mapping SOC_s on a national scale was undertaken in 2009 with previous soil data. Advanced research on soil carbon mapping on a global scale is required to enable better land use decisions. This study aims to (i) evaluate the drivers of soil organic carbon (SOC) storage in the first 30 cm soil layer on a national scale from spatially explicit explanatory environmental variables and a recent soil database and (ii) update the spatial distribution of SOC_s at this scale through digital mapping. A spatial model was established using randomForest, a decision tree algorithm and based on 10 pedoclimatic, topographic, and vegetation variables. The model was developed with 1 993 available soil plot data (collected from 2010 to 2015) and their environmental information (“VALSOL-Madagascar” database). These data were divided into two sets: a first set (n = 835) used for model calibration and a second set (n = 358) for external validation. Results showed that mean annual temperature (MAT, °C), mean annual precipitation (MAP, mm), elevation (m) and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) were the most important predictors of SOC_s. The retained prediction model had a Root Mean Squared Error (RMSE) equal to 26 MgC·ha⁻¹. The predicted SOC_s from fitted models ranged from 28 to 198 MgC·ha⁻¹ with total SOC_s to 4137 TgC. Depending on soil type, Ferralsols (35 to 165 MgC·ha⁻¹) and Andosols (48 to 198 MgC·ha⁻¹) had relevant results related to the number of soil profiles (n = 856 and 171 respectively). Despite the need for in-depth analysis, the model and map produced in the present study has greatly improved our knowledge of the spatial distribution of SOC_s in Madagascar and reduced uncertainty compared to the former map. This map provides new perspectives in sustainable land management in Madagascar.

2.2. Introduction

Soils provide numerous ecosystem services but changes in land use and climate have affected their properties and functions (Millennium Ecosystem Assessment, 2005). Among these services, soil contains the largest pool of organic carbon in terrestrial ecosystems including forests, grasslands, agroecosystems and others (Batjes, 1996; Bolin et al., 2001; Matsuura et al., 2012; White et al., 2000).

Soil organic carbon (SOC) maintains soil health and productivity of plant resources. It provides a primary source of nutrients for plants, helps particle aggregation and porosity promoting soil structure, increases water storage capacity and availability for plants, protects soil from erosion and provides a habitat for soil biota (Rossel et al., 2016). Carbon sequestration in soils can improve the quality and productivity of the soil to sustain food production and simultaneously mitigate emissions of greenhouse gases (GHG). Thus, soils have a huge potential for either sequestering or releasing carbon into the atmosphere (Kutsch et al., 2009).

Better understanding of ecosystem carbon balance is crucial for predicting carbon-climate feedback and guiding the implementation of mitigation policies (Fang et al., 2014; McKinley

et al., 2011; Pan et al., 2011). Information about soil properties such as soil organic carbon stocks (SOC_s) could be very helpful in addressing climatic and environmental degradation issues and justifying SOC_s mapping.

Digital Soil Mapping techniques can potentially produce information about soil properties that are not currently available (Hempel et al., 2005; Legros, 2006). Moreover, they improve the consistency, accuracy, detail and speed at which soil survey information is produced. These techniques can be used both to update existing soil survey information and create information in unmapped areas (Lagacherie, 2007). In addition, a spatial soil information system created by a numerical model based on soil information and related environmental variables could account for spatial and temporal variations in soil properties (Lagacherie and McBratney, 2007).

In Madagascar, several attempts were made at mapping SOC_s on different scales. Locally, Razakamanarivo et al. (2011) mapped SOC_s for the first 30 cm depth in eucalyptus plantations in the central highlands of Madagascar by using multiple regression approaches. Grinand et al. (2009) produced a SOC_s map for the 30 cm top soil layer according to land uses and soil information at national scale. The authors used a georeferenced soil database named *VALSOL-Madagascar* (Beaudou and Le Martret, 2004) which gathered soil inventory data collected from 1946 to 1979. This first evaluation of organic carbon resource in Madagascar is however at coarse resolution (1 km) and display SOC_s levels that were observed more than thirty years ago. Considering the high rate of land use change especially related to deforestation (Harper et al., 2007) and non sustainable agricultural practices (Vagen et al., 2006), digital SOC_s mapping is urgently needed in Madagascar, in order to reduce uncertainty at large scale, whilst improving the spatial resolution of the estimates. The map uncertainties are related to small sample size, uneven plot location, errors generated from laboratory analysis and land cover mapping from remote sensing. In 2015, the *VALSOL-Madagascar* database was updated and ongoing research is focusing on improving SOC_s maps on different scales by testing various digital spatial models (e.g: randomForest, linear regression model, linear mixed effects models) combining large spatially-explicit environmental database with the most recent soil data.

The present study aimed to produce a national SOC_s map using the most recent soil information and relevant covariates explaining the SOC_s distribution. The main objectives of this paper were (i) to identify relevant factors controlling SOC_s (0-30 cm depth) (ii) to produce an improved national SOC_s map by using an updated soil database and digital soil mapping techniques.

2.3. Materials and methods

2.3.1. Study area

Madagascar is an island located in Eastern Africa in the Indian Ocean (between 11°57 and 25°29 South and 43°14 and 50°27 East) with a total surface area of 587 000 km². It has a unimodal tropical climate characterized by a wide climate gradients and vegetation changes (Styger et al., 2009). With an average of 7 dry season months, precipitation range from 500 to 3 200 mm and temperature from 13 to 27°C.

According to the soil map produced by Delenne and Pelletier (1980), Madagascar soil cover includes 11 soil types. Dominant soil types are Ferrallitic soils (Ferrasols, FAO, 2014) and Ferruginous soils (Ferric Luvisols, FAO, 2014) covering over 46 % and 28 % of national area respectively (Grinand et al., 2009) (Figure 16).

2.3.2. Soil organic carbon stock database

In this study, 1 193 soil plots dated from 2010 till 2015 were gathered and added in the national *VALSOL-Madagascar* database which is the only existing georeferenced soil database in Madagascar. These new data come from fourteen agronomical and environmental studies conducted throughout the country by LRI team and partners (Tableau 6). The *VALSOL-Madagascar* database was first established in 1980 and includes physical and chemical data on Malagasy soils gathered from old soil surveys carried out by the French Institute of Research for Development (IRD, previously called ORSTOM) between 1946 and 1979 (Leprun et al., 2010). *VALSOL-Madagascar* is currently being maintained through a close collaboration between the “Laboratoire des RadioIsotopes” (LRI) University of Antananarivo in Madagascar and the IRD. The updated soil database record soil information by vertical profile including geographical location, physical and chemical soil properties such as soil thickness, soil organic carbon content, bulk density, and soil texture (clay, silt and sand content). This available legacy soil data and information was harmonized for each plots in order to calculate SOC_s and to map spatial distribution of SOC_s in 0-30 cm depth similarly to other studies (Bernoux et al., 2002; Martin et al., 2011; Minasny et al., 2013; Nussbaum et al., 2014).

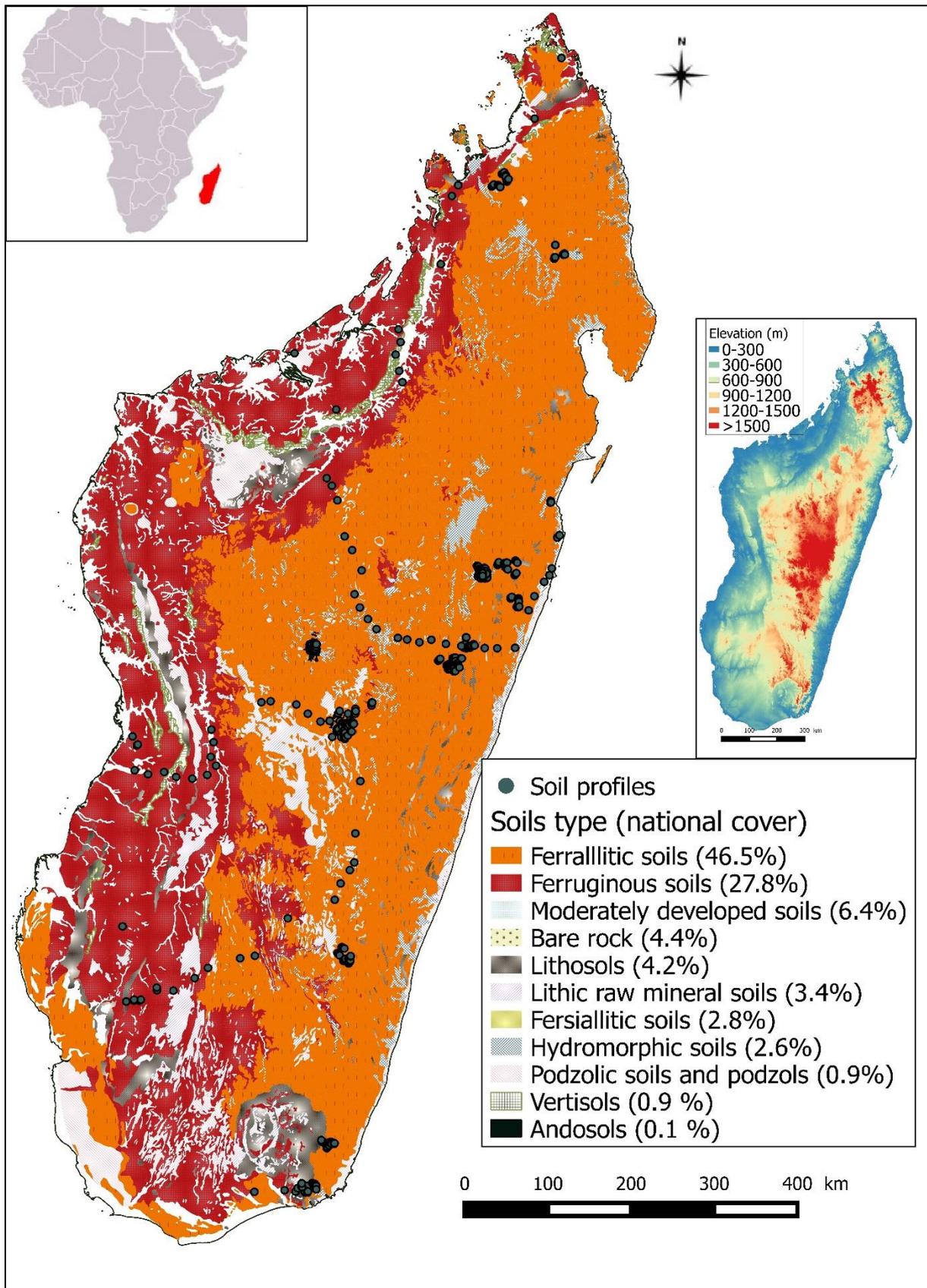


Figure 16: Soil distribution in Madagascar (Delenne and Pelletier, 1981) with location of the 1 193 soil profiles in VALSOL-Madagascar database

Tableau 6: Descriptive statistics of soil organic carbon stocks ($MgC \cdot ha^{-1}$) in VALSOL-Madagascar and Grinand et al. (2009) according to soil type by Delenne and Pelletier (1981) and corresponding to FAO (2014)

	Soil type	Soil type according FAO (2014)	VALSOL-Madagascar					Grinand et al., 2009				
			n	Mean	Min	Max	CV	n	Mean	Min	Max	CV
1	Ferrallitic soils	Ferralsols	856	88.3	16.8	232.8	0.39	89	61.3	5	163.2	0.62
2	Andosols	Andosols	171	117.5	22.7	225.7	0.45	4	90.8	62.1	120.3	0.36
3	Ferruginous soils	Ferric Luvisols	57	66.5	16.6	209.2	0.59	50	33.6	3.6	86.2	0.63
4	Hydromorphic soils	Fluvisols/histosols	51	87.6	18.8	177.9	0.34	40	75.9	9.9	161.1	0.49
5	Lithosols	Lithic Leptosols	44	82.7	13.7	157.6	0.48	4	33.6	21.4	52.5	0.40
6	Moderately developed soils	Cambisols	7	43.3	16.8	55.2	0.31	33	53.2	12.3	198.8	0.76
7	Podzolic soils and podzols	Podzols	3	52.6	18.8	78.9	0.58	1	66.6			
8	Vertisols	Vertisols	2	45.1	41.5	48.8	0.12	7	47.7	18.1	80.4	0.52
9	Fersiallitic soils	Alisols/nitisols	1	46.0	-	-	-	8	32.5	13.1	74.6	0.63
10	Bare rock	-	1	49.2	-	-	-					
11	Lithic raw mineral soils	Regosols/leptosols/arenosols	-	-	-	-		12	18.8	1.2	46.1	0.69
Total			1193	90.7	13.7	232.8	0.44	279	1.2	1.2	198.8	-

2.3.3. *Calculation of soil organic carbon stocks*

The SOC_s per soil profile in MgC.ha⁻¹ were calculated using soil bulk density methods (Chapuis-Lardy et al., 2002; Razafimbelo et al., 2008; Razakamanarivo et al., 2011) and the carbon content was estimated using conventional Walkley and Black methods (1934) or combined with an alternative method using mid infrared spectroscopy (MIRS) analysis (Reeves, 2010). The calculation for each profile with k layers was performed as follows (eq.6):

$$\text{SOC}_s = \sum_{i=1}^k [CCi \times BDi \times Di \times (1 - CFi)] \quad (\text{eq.6})$$

where SOC_s is the total amount of soil organic carbon per unit area (MgC.ha⁻¹), CC_{*i*} is the concentration of soil organic carbon in layer i (gC.kg⁻¹), BD_{*i*} is the bulk density (g.cm⁻³) of layer i , Di is the thickness of layer i (m), and CF_{*i*} is the fraction of the volume of coarse fragments >2 mm in layer i (with $0 \leq CF_i < 1$) (Batjes, 1996; Matsuura et al., 2012; Penman et al., 2003). For each soil profile, the SOC_s per unit area was calculated for a depth of 0-30 cm (3 layers: 0-10 cm, 10-20 cm and 20-30 cm).

2.3.4. *Collection and harmonization of spatially-explicit covariates*

In order to predict SOC_s, we considered potential, easy access and commonly used explanatory spatial variables (Tableau 7) (Grunwald, 2009 ; McBratney et al., 2003), that were either categorical dataset such as soil map and land-cover map, or continuous such as climate, topography, tree cover and satellite data.

Each available spatial data described below, were projected in the same spatial reference system (WGS84/UTM 38S) and resampled at 30 m x 30 m resolution which is the ground resolution considered appropriate for 1/100 000 scale mapping purpose (Legros, 2006). Explanatory variable values were extracted on each soil profile using GIS tools (QGIS software 2.6., 2014).

Tableau 7: Characteristics and statistics of soil organic carbon stocks of predictor variables

Type	Name (code name)	Unit	Type	Mean	Min.	Max.
Topography data	Elevation (Elevation)	m	Cont.	887	11	2121
	Slope (Slope)	%	Cont.	9.23	0.11	37.1
Climate data	Mean Annual Precipitation (MAP)	mm	Cont.	1586	554	3203
	Mean Annual Temperature (MAT)	°C	Cont.	20.2	13.2	27
Satellite derived data	Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)		Cont.	0.56	-0.08	0.97
	Normalized Difference Water Index (NDWI)		Cont.	0.07	-0.37	0.43
	Normalized InfraRed Index (NIRI)		Cont.	-0.07	-0.43	-0.07
Vegetation data	Tree cover map (Tree_cover)	%	Cont.	60.13	0	100
	Land cover (Land_cover)		Disc.	9 classes ^a		
Soil map	Soil type (Soil)		Disc.	11 classes ^b		

Cont.: continuous/quantitative data

Disc.: categorical data

^a *Cultivated areas, North Western dry forest, Wooded grassland/bushland mosaic, Grassland/wooded grassland mosaic, Western dry forest, Eastern humid forest, South Western dry spiny forest/thicket, degraded eastern humid forest, South western subhumid forest*

^b *Ferrallitic soils, Ferruginous soils, Moderately developed soils, Bare rock, Lithosols, Lithic raw mineral soils, Ferrisallitic soils, Hydromorphic soils, Podzolic soils and podzols, Vertisols, Andosol*

2.3.4.1. National soil map

Delenne and Pelletier's (1980) soil map is still the most national soil map and has been used in the present study (Figure 16). It was developed using a modified classification of French Commission of Soil Science and Soil Mapping (CPCS, 1967) and adapted to the local context (Grinand et al., 2009). The classification system includes 11 soil types based on detailed descriptions of soil formation processes and profile characters (Duchaufour, 1998). The most extensive area according to soil type (74 %) is occupied by Ferralsols (Ferrallitic soils) and Ferric Luvisols (Ferruginous soils), other cartographic units represent less than 10 % of the area of the country. Tableau 8 presents SOC_s data distribution according to the previous soil map (Delenne and Pelletier, 1980) with the corresponding soil type following the Word Reference database for soil resources (FAO, 2014).

2.3.4.2. Land-use and land cover

Vegetation data includes two sources of dataset. The first is a land-cover map (Land_cover) showing vegetation distribution derived from MODIS and Landsat 7 satellites at 30m x 30 m of spatial resolution (Moat and Smith, 2007). The second is the Tree cover map (Tree_Cover)

representing the percentage of tree cover within a 30 m pixel for the year 2000 derived from Landsat images (Hansen et al., 2013).

2.3.4.3. Climate

The climate dataset considered were: (i) mean annual precipitation (MAP, mm) and (ii) mean annual temperature (MAT, °C). They were derived from the WorldClim database which gather high resolution (1 km) climat dataset worldwide (Hijmans et al., 2005),

2.3.4.4. Topography

Topography dataset came from the digital elevation model provided by the French national geographic institute (IGN). Topographic data with a resolution of 90 m x 90 m is: Elevation (m) (Figure 16), and Slope (%). Slope data was calculated on QGIS software (QGIS, 2014) using the elevation map (CNES, 2014).

2.3.4.5. Other soil and vegetation dataset

We used the 2014 Landsat cloud-free images composite (Hansen et al., 2013) to derive the soil and vegetation indexes : (i) Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) map (eq.9), (ii) Normalized InfraRed Index (NIRI) map (eq.8) and (iii) Normalized Difference Water Index (NDWI) (eq.9) by Gao (1996). NDVI was used as a potential indicator for growth and vigour of vegetation (Rouse et al., 1974). As NDVI saturates for vegetation with high greenness, NIRI and NDWI were also used. NIRI and NDWI are less prone to saturation (Mustafa et al., 2010) hence more appropriate for the humid tropical forest in the Eastern part of the island. They were considered also as a proxy of soil water content and ferrous oxide content which are strong indicator of soil types. Hereafter the formulas which were used to calculate these indices:

$$\text{NDVI} = (\text{NIR} - \text{R}) / (\text{NIR} + \text{R}) \quad (\text{eq.7})$$

$$\text{NIRI} = (\text{R} - \text{NIR}) / (\text{SWIR} + \text{NIR}) \quad (\text{eq.8})$$

$$\text{NDWI} = (\text{NIR} - \text{SWIR}) / (\text{SWIR} + \text{NIR}) \quad (\text{eq.9})$$

Where NIR is the Near infrared band, R the Red band, SWIR the Shortwave Infrared band and G the Green band.

2.3.5. Soil organic carbon modelling

Spatially explicit SOC_s estimation was developed using the randomForest (RF, Breiman, 2001) algorithm. RF is a machine-learning algorithm that extends standard classification and regression tree (CART) methods by creating a collection of small classification trees (Wei et al., 2010). Unlike traditional CART analyses, the fit of each tree is assessed using randomly

selected cases (1/3 of the data), which are withheld during its construction (out-of-bag or OOB sample).

The application of RF in the field of soil science is relatively recent but it is a potentially powerful approach for modelling in various soil-landscape regions and scales (Grimm et al., 2008; Grinand et al., 2017; Kim et al., 2012; Vagen et al., 2016). This model was also proved to provide accurate soil properties at continental scale (Hengl et al., 2015).

The whole 1193 SOC_s dataset were randomly divided into 2 sets: one for calibration (70 % of the population n = 835) and one set for external validation (30 % of the population n = 358). Once the model was created and validated, it was applied to the whole study area for the spatialisation.

RF modelling was performed using the randomForest package in R software (R.3.2.2).

2.3.6. Model Evaluation

The quality of the model was evaluated by predicting the SOC_s values for the 30 % sample data which is not used in the mapping exercise and by computing the R-squared (R², coefficient of determination) and the RMSE (Root Mean Squared Error (MgC.ha⁻¹)). The more R² is close to 1 and the lower RMSE is, the better and more robust the model is (Delmas et al., 2015; Hastie et al., 2009; Suuster et al., 2012). For this study, all of the variables were input for the randomForest model.

RMSE was calculated as follows (eq.10).

$$\text{RMSE} = \sqrt{\sum [(d_i - p_i)^2 / n]} \quad (\text{eq.10})$$

Where n was the number of observations in the external validation dataset, d_i was the observed SOC_s value, p_i was the predicted SOC_s value.

2.3.7. Relative importance of variables

RF provides a mean to assess the relative importance of predictors using two different metrics. Here, we used the Increased Mean Standard Error (%IncMSE). This metric is obtained by computing the difference between the OOB error of the calibrated tree model and after permuting each predictor variable (~random model), averaged and normalized over all the trees.

The most relevant variables in the model were further analysed using the *VSURF* package (Variable Selected Using randomForests). It is achieved by gradually adding variables to the model and picking the version of the model with the lowest Out Of Bag error (Breiman, 2001). The *VSURF* package returns two subsets of variables: the first is a subset of important variables including some redundancy which can be relevant for interpretation and the second is a smaller subset corresponding to a version of the model that tries to avoid redundancy and focuses more closely on the prediction objective (Genuer et al., 2014).

2.3.8. Verification of the accuracy of the map

The SOC_s map produced in the present was compared to the previous SOC_s map established by Grinand et al. (2009) and compared with reference dataset. We analysed the (i) SOC_s mean and range per soil type at country level, (ii) the overall SOC_s amount computing the SOC_s mean and total pixel area, and (iii) the SOC distribution and quality of each map. The latter was carried out at a local scale with the County of Didy, Ambatondrazaka District in the Eastern region of Madagascar. This county was selected for how representativeness of its SOC_s data was when compared to the average number for other counties. In order to test the accuracy of the newly produced map compared to the oldest available one, 1365 random points was created in this area by using QGIS, and the values of the prediction of each map was compared. Also, the limit of the produced map was verified by considering: the distribution of predicted pixel according to SOC_s values, the used resolution of spatial predictor variables, and the representativeness of sampling points in time and in space.

2.4. Results

2.4.1. Spatial model

The best fit model obtained showed a $R^2 = 0.59$ and a $RMSE = 25.8 \text{ MgC}\cdot\text{ha}^{-1}$ (Figure 18). This model tends to underestimate SOC_s values higher than $150 \text{ MgC}\cdot\text{ha}^{-1}$ and overestimate SOC_s values below $50 \text{ MgC}\cdot\text{ha}^{-1}$ (Figure 18).

According to the *VSURF* package all predictive variables were important for the model's construction, but the most relevant, with the highest relative importance index (%IncMSE) were: MAP, Elevation, MAT and NDVI. The %IncMSE of MAP-MAT-Elevation and NDVI were 741-712-693 and 327 respectively; which is higher than the %IncMSE values of the other factors such as NIRI-NDWI-Soil-Tree cover-Land cover and Slope (300-294-233-220-186 and 150 respectively) (Figure 17).

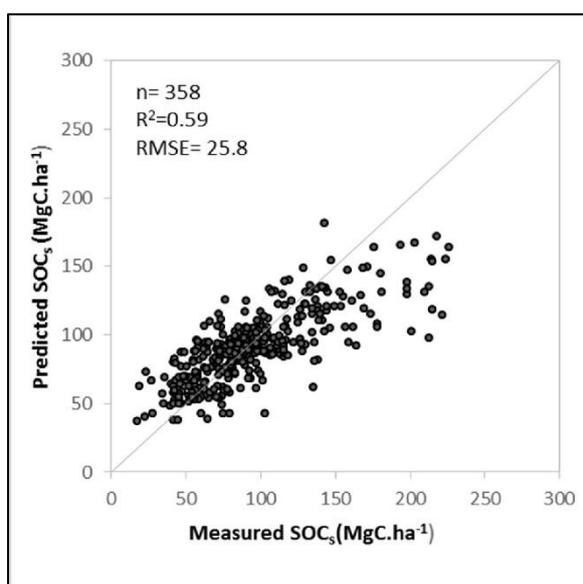


Figure 18: External validation procedure results considering our best fit model

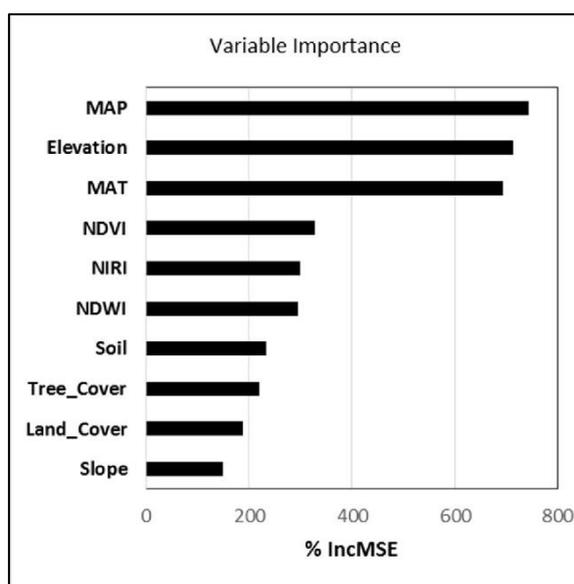


Figure 17: Relative importance of variables

2.4.2. *Digital soil organic carbon stocks maps and their variability*

A map of SOC_s in the first 30 cm soil layer at national level was produced by using the best fit model (Figure 19 and Tableau 8). SOC_s values from the produced map ranged from 28.3 to 197.6 MgC.ha⁻¹. For the whole country, the SOC_s total were 4 137 ± 1 214 TgC with a variation coefficient of 0.29. There were some gaps in regions with lithic raw mineral soils because of the inexistence of our SOC_s database and 3.4 % of the area was not predicted.

In any case, according to soil type (Tableau 8), SOC_s values varied from 35.4 to 165.1 MgC.ha⁻¹ in Ferralsol soils, 47.3 to 197.6 MgC.ha⁻¹ in Andosols soils, 28.3 to 144.3 MgC.ha⁻¹ in Ferric Luvisols (Ferruginous soil), 38.2 to 156.8 MgC.ha⁻¹ in Fluvisols (Hydromorphic soils) and 62.9 to 145.8 MgC.ha⁻¹ in Lithosols (Lithic Leptosols). These soil types cover 81 % of the area of Madagascar and were the most represented in our point sample dataset.

Tableau 8: Descriptive statistics of soil organic carbon stocks (MgC.ha⁻¹) for soil types (Delenne and Pelletier, 1981) according the newly produced national digital map

	Soil type	Soil type according FAO (2014)	N	Mean	Min	Max	CV
1	Ferrallitic soils	Ferralsols	592	81.0	35.4	165.1	0.24
2	Andosols	Andosols	126	116.4	47.3	197.6	0.25
3	Ferruginous soils	Ferric Luvisols	41	57.1	28.3	144.3	0.22
4	Hydromorphic soils	Fluvisols/histosols	31	81.3	38.2	156.8	0.22
5	Lithosols	Lithic Leptosols	34	62.9	34.6	145.8	0.27
6	Moderately developed soils	Cambisols	5	55.4	32.2	120.5	0.17
7	Podzolic soils and podzols	Podzols	2	61.0	34.4	128.3	0.11
8	Vertisols	Vertisols	2	54.8	32.7	92.1	0.18
9	Fersiallitic soils	Alisols/nitisols	1	60.4	36.3	123.9	0.12
10	Bare rock	-	1	75.4	35.4	154.5	0.28
11	Lithic raw mineral soils	Regosols/leptosols/arenosols					
TOTAL			835	71.1	28.3	197.6	0.29

n as number of SOC_s used on calibration model

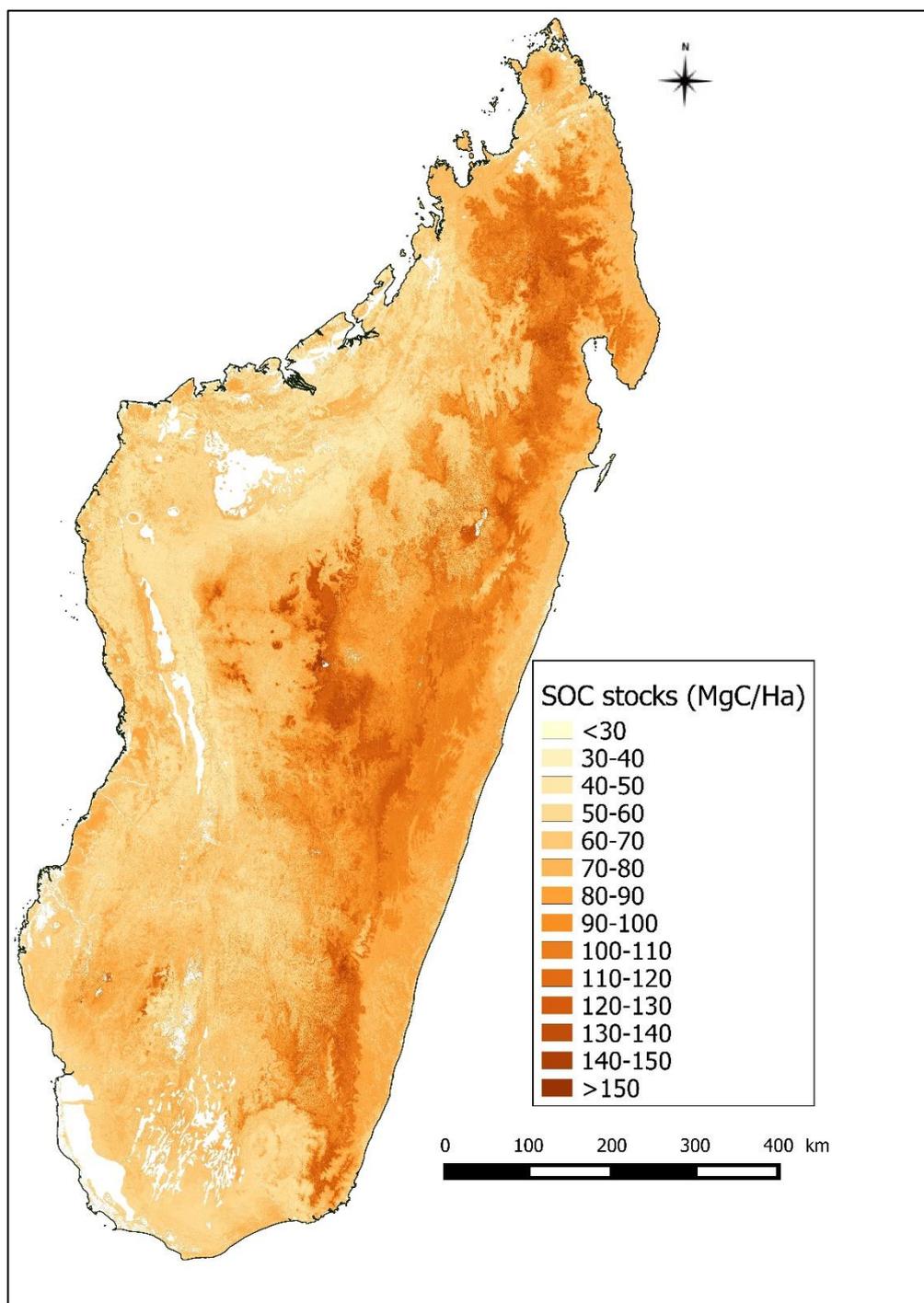


Figure 19: Soil organic carbon stocks ($\text{MgC}\cdot\text{ha}^{-1}$) distribution map at national scale for the first 30 cm soil layer based on the use of spatial model generated by the randomForest algorithm

2.4.3. *Comparison with existing soil organic carbon stocks map*

The total of SOC_s for Grinand et al. (2009) was $2\,583 \pm 1\,565$ TgC (CV = 0.66), less than the results presented in this study. This difference can be explained by the lowest mean of SOC_s and the lowest number of soil profiles used for the mapping area occupied by the Ferralsol area (mean = 61.3 MgC.ha⁻¹, n = 89) and Ferric Luvisol area (mean = 33.6 MgC.ha⁻¹, n = 50) which are the dominant soils in Madagascar (Tableau 6).

In the county of Didy, Figure 20 showed that the prediction of the two maps for the 1 365 random points was different. The oldest map gave only eight values, compared to the new map. There was also a lot of non-predicted pixel compared to the actual maps. Grinand et al. (2009) used the average of SOC_s values for soil type and vegetation unit, and there is no change in SOC_s within the same map unit (Figure 21&Figure 22). Our predictive model computes the value of each map pixel in accordance with the values of each variable in the regression trees.

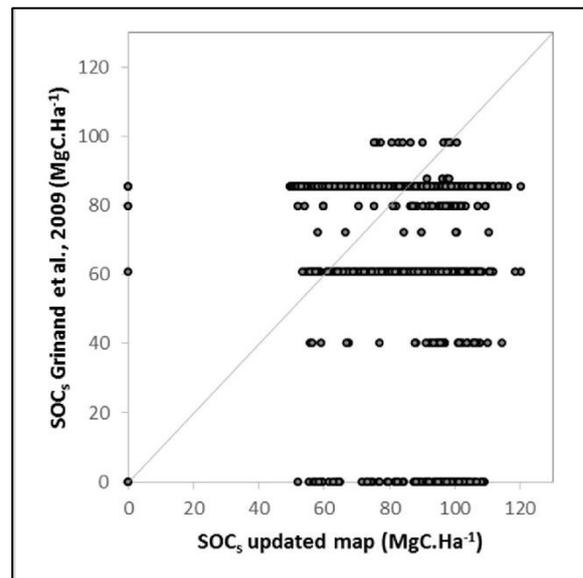


Figure 20: Scatterplot of soil organic carbon stocks predictions proposed by Grinand et al. (2009) and by our model for random points (n = 1 365) in the county of Didy

2.5. Discussion

2.5.1. *Relevant predictor variables of soil organic carbon stocks*

Results of the prediction method showed that the spatial distribution of SOC_s is driven by a combination of elevation, climate and vegetation data (Figure 17). The importance of these predictor variables differed according to the model. Precipitation, temperature, elevation and soil-vegetation index largely influenced the spatial distribution of SOC_s. These results were expected, as precipitation and temperature have a strong effect on Soil Organic Matter (SOM) decomposition (Grace et al., 2006).

Modelling of soil organic carbon by Were et al. (2016) showed that elevation was important for predicting SOC_s with other data such as silt content and satellite band. Indeed, in tropical soils,

organic matter increases with precipitation, lower temperatures and elevation (Wang et al., 2013). Previous work reported that humidity and temperature decreased with altitude and these variables are the main factors behind the low rate of decomposition of SOM and thus the accumulation of SOC at higher elevation. Conversely, the speed of decomposition of organic matter increases with temperature, humidity and the oxygen content of soil (Wang et al., 2010). Also, organic material in the soil is essentially derived from residual plant and animal material due to the action of decomposition by microbes under the influence of temperature, moisture and ambient soil conditions (Yigini and Panagos, 2014).

A study by Sreenivas et al. (2014) found that NDVI and land cover were significant variables for predicting SOC_s on a model using climate data, NDVI, land-cover type, soil type and topography datasets ($R^2 = 0.86$). NDVI highlighted the vegetation percentage cover and the presence of vegetation in the area (Rouse et al., 1974). SOC_s result from the balance between inputs and outputs of carbon in the soil (Davidson and Janssens, 2006). Vegetation such as plant debris and roots from biomass are the "inputs", while the outputs are dominated by CO₂ flux of soil and methane (CH₄). Additionally, vegetation is strongly linked to the presence or absence of human activity in the area. Indeed, carbon mineralization of the soil depended on the changes in vegetation cover that are often modified by human activity (Martin et al., 2010). SOC_s is usually high in natural environments and decreases with land change (Lacoste et al., 2015).

2.5.2. Map prediction according to soil type

SOC_s of the new national digital map (mean = 71.1 MgC.ha⁻¹) with variation coefficient of 29 % is different compared to the values given by Grinand et al. (2009) which used 279 soil profiles (sampled before 1973). The range was from 1.2 to 198.8 MgC.ha⁻¹ with estimated mean of 50.1 MgC.ha⁻¹. This difference can be explained by the difference in SOC_s database which we used for modeling (Tableau 6). In this study, we used 835 plot data from 2010-2015 surveys. Moreover, the minimum value of Grinand et al. (2009) corresponds to lithic raw mineral soils (FAO, 2014: Regosols/leptosols/arenosols), in our case, the minimum value comes from the SOC_s given on ferruginous soil (FAO, 2014: Ferric Luvisols) with a minimum of 28.3 MgC.ha⁻¹ (mean = 57.05 MgC.ha⁻¹). Razafimahatratra (2011) proved that lithosols, along with arenosol are both chemically exhausted soil types that are highly sensitive to erosion in perhumid tropics and with a lower SOC_s content than that of Ferrallitic soils (FAO, 2014: Ferralsols; mean = 80.96 MgC.ha⁻¹, Tableau 8). The maximum value of our SOC_s prediction comes from the values of andosols (max = 197.6 MgC.ha⁻¹; mean = 116.4 MgC.ha⁻¹), similarly to Grinand et al. (2009); these values correspond to moderately developed soils (FAO, 2014: Cambisols). Andosols have a tendency to bind organic matter and therefore often contain much more organic materials than other soils under similar conditions (FAO, 2014).

Considering determination according to soil type, the mean SOC_s map predicted by our model was higher than those previously determined (Grinand et al., 2009), except for podzolic soils and podzols (FAO, 2014: Podzols) 66.6 MgC.ha⁻¹ and 61 MgC.ha⁻¹. Therefore, our national model, did not predict SOC_s values on lithic raw mineral soils because of lack of SOC_s values on our updated database.

2.5.3. Limitations

The new national map produced with our method improved the spatial resolution, from 1 km for Grinand et al. (2009) (Figure 22) to 30 m in the new digital map (Figure 21). We showed also that accuracy was better, representing subtle SOC_s change within the landscape. Although the spatial variables have a wide range of ground resolution, the downscaling in the finest resolution considers the gradients of the original resolutions such as climate data (Cavazzi et al., 2013) and topographic data (Grinand et al., 2017). For a model of SOC_s with R² of 0.65, Vagen and Winowiecki (2013) showed that a SOC_s map at 30 m resolution can assist with soil and landscape management. In addition, by using randomForest, Hengl et al. (2015) mentioned the better performance of an improved spatial resolution maps.

According to the validation sample (Figure 18), the main limit of the prediction was observed when predicting high SOC_s values, thus affecting Ferralsols, Andosols, and hydromorphic soils (Fluvisols/histosols). However, according the Figure 23, pixels with highest values are scarce.

By considering the representativeness of the sampling points across the country, the range of collected data may affect the applicability of the model in different areas (Ryan et al., 2000). The prediction of SOC_s should be improved by a good sampling design which follows a good representation of the spatial variables dataset (Ließ et al., 2016).

Another limitation could arise from difference in survey date. Most of the data used in our study were collected within the last five years and land use changes could have occurred between our study period and the older period considered by the Grinand et al. (2009) study. Also, the production of annual reference satellite cover of Madagascar at higher resolution, using for instance Sentinel-2 images at 10 meters resolution freely available from 2015, could be recommended to update the predictor variables related to satellite derived reflectance indexes.

Finally, the presence of unpredicted pixels challenged the research to work in other areas by collecting as much detail as possible about the physical and environmental characteristics, in particular soil type according the Word Reference Base of soil resources (FAO, 2014) and land use of sampling points.

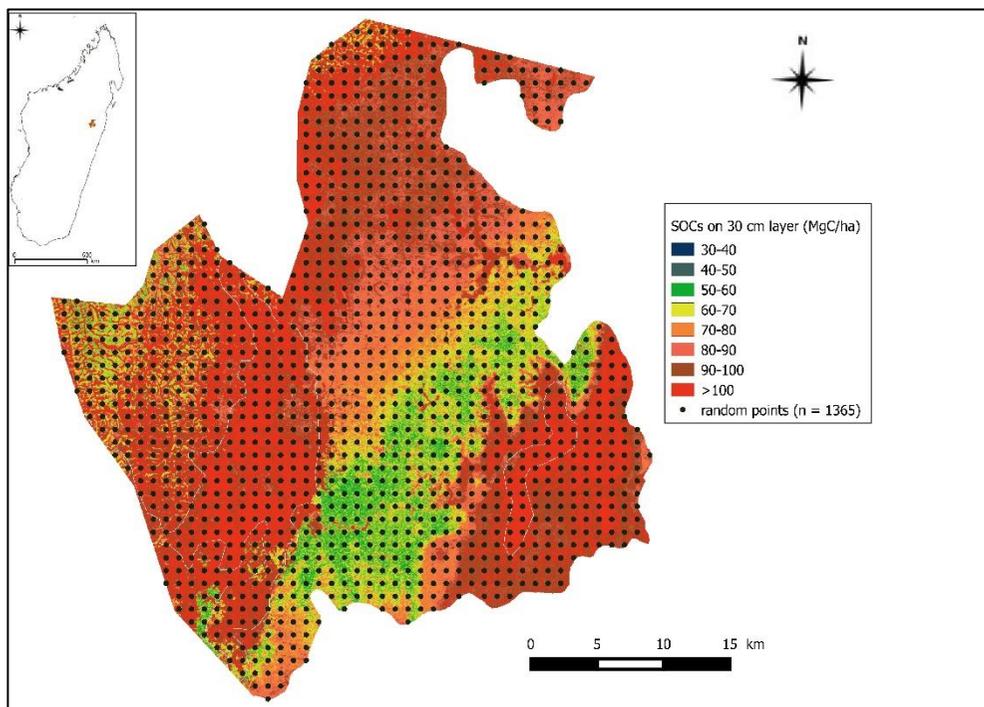


Figure 21: Soil organic carbon stocks map for the first 30 cm layer in the county of Didy according to the predictive model's national map

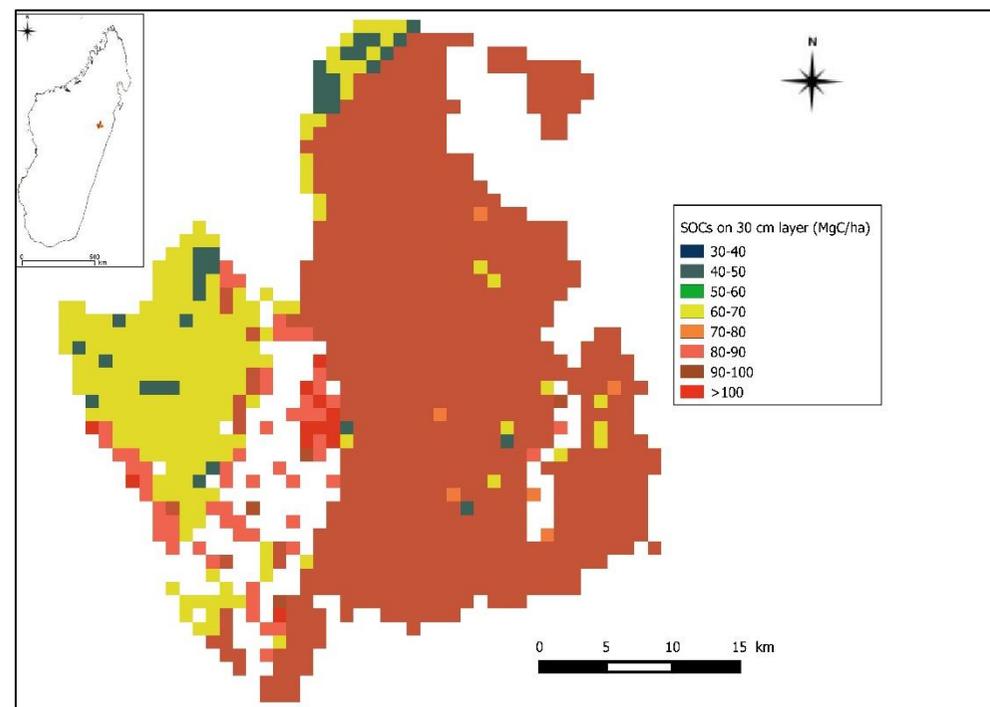


Figure 22: Soil organic carbon stocks map for the first 30 cm layer in the county of Didy according to the national map by Grinand et al. (2009)

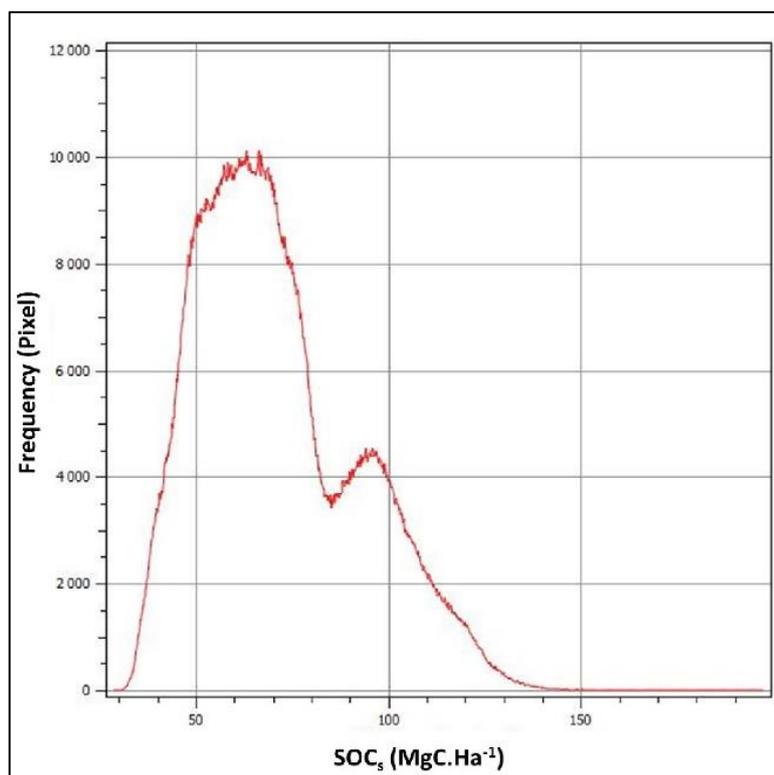


Figure 23: Frequency of pixel according soil organic carbon stocks map

2.6. Conclusion

This study improved the scale and accuracy of the national map of SOC_s of Madagascar for the 30 cm surface soil layer in comparison with the one previously produced in 2009. The main innovation is the use of an updated database of recent soil surveys and newly available satellite data standardized at national scale. It could help to more precisely assess soil responses to environmental changes, including the assessment of C storage potential that is important for mitigating climate change, spatial distribution of SOC_s and the most relevant factors explaining SOC_s distribution. This map could be easily update as new soil data are been collected on the field and new spatial dataset are made available. Also, it can be served as basis for soil organic change detection at local and national extent. More research is needed in Madagascar to assess the land use and land cover change effect on soil organic carbon from landscape to national scale.

2.7. Acknowledgements

This study was mainly supported by the French Institute of Research for Development (IRD) through the financing of the PEERS-CarSoM project (Programme d'Enseignement pour la Recherche au Sud- Carbone des Sols de Madagascar, PEERS-CarSoM) by the Inter-institutional Agency of Research for the development (AIRD) and the French Ministry of foreign affairs (MAEDI). We are grateful to all of the main partners of « Laboratory of

RadioIsotopes » which supplied data in *VALSOL-Madagascar*: (i) IRD-UMR Eco&Sols (<http://www.umr-ecosols.fr>) (ii) Africa Soil Information Service (AfSIS) project funded by the Bill and Melinda Gates Foundation Grant Number 51353 (<http://africasoils.net/>) (iii) p4GES project Carbon workpackage funded by NERC project number NE/K008692/1/ (www.p4ges.org/) (iv) FSP PARRUR: Solidarity and Priority Fund- Partnership and Research in the Rural Sector (<http://www.fsp-parrur.irenala.edu.mg/>) (v) IFS : International Foundation for Science through a grant to RESEARCH GRANT AGREEMENT NO. D/5280-1 (<http://www.ifs.se/>) (vi) Holistic Program of Forest Conservation (PHCF) (<http://phcf.actioncarbone.org/>) (vii) PERR-FH : Ecoregional REDD+ project, Estearn humid Forest funded by the Word Bank Institute (<http://www.perr-fh-mada.net/>) (viii) BIOVA project : Recycling Plant & Animal biomass in agricultural funded by European union and African Union (<http://www.biova-project.org/>). This work is also associated to the “Soil-carbon-Africa” network (<http://reseau-carbone-sol-afrique.org/>)

3. Conclusion partielle du chapitre

Cette étude a montré que la nouvelle carte nationale produite avec l'algorithme randomForest par la méthode de cartographie numérique des sols a amélioré la résolution spatiale de 1 km de en 2009 à 30 m. Elle montre également une meilleure répartition des SOC_s suivant le changement dans le paysage à une échelle plus petite. Ces changements sont influencés principalement par : les variables climatiques notamment la température et la précipitation moyenne annuelle ; par une variable topographique, en l'occurrence l'altitude et ; par une variable satellitaire représentée par la végétation. Toutefois, cette carte a aussi ces limites notamment : (i) dans l'estimation des SOC_s à valeur élevée ou des pixels non prédite dans certaine zone du fait de la rareté de ces données dans *VALSOL-Madagascar* ; (ii) la validité de la carte dans le temps du fait du changement exponentiel des occupations des sols à Madagascar. Néanmoins, ces limites peuvent être palliées par le modèle du fait que la modélisation numérique est facilement reproductible suivant la disponibilité des données pédologiques et environnementales. Par ailleurs, le prélèvement systématique des sols et leurs analyses sont toujours conseillés pour avoir une carte avec une meilleure estimation.

Chapitre 4 : Première cartographie de la répartition de l'azote et du phosphore des sols à Madagascar

1. Présentation du chapitre

Ce chapitre est destiné pour une prochaine soumission dans une revue internationale : « Etude et Gestion des sols ».

1.1. Contextes

Dans de nombreux pays en voie de développement, dont Madagascar, les sols subissent de fortes pressions dues à la croissance démographique (Ferry, 2007), avec un taux de 2.7 % pour Madagascar (World Bank International, 2016) . Ceci entraîne une augmentation rapide de la demande en production agricole dans le pays avec souvent une adoption de modes d'exploitation et de gestion des terres et des sols peu viables à long terme. La dégradation des terres et des sols revêt alors des formes diverses (Minten et al., 2003). Il est donc crucial de pouvoir rassembler et valoriser les connaissances de la taille de la ressource sol et des services qu'elle peut fournir afin de les mettre au service d'une gestion durable (Lagacherie, 2002).

Les techniques de cartographie numérique des sols ont permis des avancées dans l'évaluation du carbone contenu dans les sols malgaches (Grinand et al., 2009, 2017; Ramifehiarivo et al., 2017; Razakamanarivo et al., 2011). Cependant, la connaissance de la distribution dans l'espace de deux autres grands éléments biogéochimiques, phosphore (P) et azote (N), n'est pas renseignée (Elser et al., 2007).

L'étude des sols à Madagascar se trouve confrontée à leur diversité et la complexité de leur distribution spatiale. La mise en perspective d'une analyse de la distribution des éléments biogéochimiques devra aussi prendre en compte les facteurs qui peuvent en modifier la répartition. Ce sont en particulier le climat, le relief, la végétation auxquels vient s'ajouter le mode d'usage des sols. Par ailleurs, il n'y a pas de méthodologie unique qui puisse être mis en avant (Grinand et al., 2009).

Nous disposons actuellement de plusieurs outils dans le cadre malgache. Nous pouvons aborder certaines propriétés des sols grâce à la Spectrométrie à Moyen InfraRouge (MIRS), la télédétection (chapitre 2) permet d'approcher des facteurs environnementaux, la base de données *VALSOL-Madagascar* regroupe les propriétés physico-chimiques de sols nationaux. Ainsi, plusieurs questions se posent par rapport à ce contexte : pourrait-on utiliser ces outils afin de spatialiser le N et le P du sol ? Quelles variables spatiales sont à considérer pour avoir un niveau de précision de carte acceptable ? Les données disponibles peuvent-elles nous donner des cartes de P et de N de bonne précision?

1.2. Problématiques scientifiques

A travers cette étude, on cherche à répondre à ces questions suivantes :

- Les variables spatiales prépondérantes influençant la répartition spatiale des stocks de N et de P sont-elles les mêmes ?

- Quels sont les contraintes et les limites méthodologiques de l'approche ?

1.3. Démarches

Dans cette étude nous proposons plusieurs démarches :

- Utilisation d'une carte d'occupation des sols à jour et des données de propriétés des sols issues de travaux de terrains récentes ;
- Utilisation de variables spatiales facilement accessibles et gratuites ;
- Un premier test de production de carte N et P de 0-30 cm de profondeur ;
- Mise en place d'un modèle facilement reproductible ;
- Production des cartes d'incertitude.

1.4. Résumé

L'azote (N) et le phosphore (P), en tant qu'éléments indispensables pour la production de fibres et aliments, mais aussi compte tenu des effets qu'ils peuvent avoir lorsqu'ils sont rejetés en excès dans l'environnement, la connaissance de la distribution spatiale des sols est primordiale pour répondre aux défis de sécurisation alimentaire et le changement climatique. A Madagascar, des efforts de cartographie numérique des propriétés des sols, notamment le C a été déjà effectué grâce à l'utilisation de la base de données *VALSOL-Madagascar*. Avec cela s'ajoute la production de cartes locales d'occupation des sols pour aider à une plus grande précision des cartes thématique des sols. Cette étude vise à proposer une méthodologie de cartographie de N et de P du sol en utilisant les données récentes des sols malgaches. Pour ce faire, la zone Moramanga-Brickaville de l'Est Malgache a été étudiée en raison de la présence de cartes récentes (carte d'occupation des sols à 30 m de résolution) et précises (cartes pédologiques à 1/200 000) dans ces zones. Des travaux de prélèvement de sols sur 27 points représentatifs de la zone ont été effectués pour la collecte des données physico-chimiques nécessaires pour la spatialisations. Après les analyses spectrales (MIRS) et chimiques au laboratoire, les stocks de P et de N total de ces points ont été calculés sur 0-30 cm de profondeur. Un modèle spatial pour chaque élément (N et P) a été dressé avec l'algorithme randomForest en utilisant les données de stock disponible dans *VALSOL-Madagascar* dont 101 points pour le N et 6 pour le P. Avec les cartes récentes mentionnées précédemment, les variables spatiales utilisées pour la modélisation regroupent les cartes topographiques (altitude et pente), climatiques (température, précipitation), de végétation (couvert végétale, biomasse), et des indices satellitaires (NDVI, NDWI, NIRI). Les résultats ont montré un modèle avec un R^2 de 0.49 et un RMSE de 1.01 pour le N tandis que le R^2 est de 0.22 et le RMSE de 0.99 pour le P. Les stocks prédits varient de 4.26 à 9.56 MgN.ha⁻¹ pour le N et de 0.78 à 3.26 MgP.ha⁻¹ pour le P. Les résultats ont montré une grande différence entre les variables importantes pour la prédiction de N et de P, les variables sont liées à la décomposition de la matière organique pour le N, alors qu'elle est d'ordre minéralogique pour le P. La variabilité entre la précision des modèles dépend des nombres de données d'entrée lors de la calibration du modèle, toutefois, leurs améliorations peuvent se faire en fonction de l'alimentation de la base de données sols.

2. Cartographie de l'azote et du phosphore Malagasy : mythe ou réalité ?

2.1. Introduction

L'azote, étant un élément constitutif important des êtres vivants est présent dans le sol sous de nombreuses formes organiques (MO) ou inorganique (Nitrates, ammonium). La minéralisation des MO suivant des processus physiques, chimiques et biologiques conduit à la libération de N minéral (Urakawa et al., 2014) source de N pour les plantes. L'alimentation azotée des plantes dépend largement des réserves azotées du sol d'où l'importance de quantifier et de connaître la répartition des stocks de N d'une région donnée (Fu et al., 2010).

Au niveau mondial, les recherches sur les stocks de N total apparaissent ces dernières années en raison de l'intérêt croissant pour la quantification de la séquestration de CO₂ des sols sous différents systèmes agricoles (Assefa et al., 2017 ; Guan et al., 2017; Marchão et al., 2009 ; Sakin et al., 2010). Cependant, ces données sont rares pour Madagascar et les cartes de distribution spatiales inexistantes.

Tout comme le N, le P est un élément essentiel à la croissance des plantes. La plupart des sols renferment une importante quantité de P (0.1 à 3 gP.kg⁻¹) et cette quantité dépend principalement des réactions physico-chimiques et biologiques sur le P libéré lors de l'altération des minéraux durant la pédogenèse (Chapuis Lardy et al., 2002 ; Frossard et al., 1995). Par ailleurs, la disponibilité du P dans le sol pour les plantes est contrôlée par des mécanismes de désorption et de solubilisation du P inorganique ainsi que de la minéralisation de la MO renfermant du P (Richardson et al., 2009). Pour les sols ferrallitiques Malagasy, seule une faible proportion de P serait disponible pour les végétaux alors que celles-ci renferment de quantités importantes de P (Rabeharisoa, 2004). Pour pallier à ces problèmes plusieurs études (Andriamaniraka et al., 2010; Ramaroson et al., 2017) ont été effectuées à Madagascar durant ces dix dernières années, cependant, les recherches sur la distribution du P total n'ont pas encore été faites.

Ainsi, l'objectif de cette étude est de cerner les conditions nécessaires à la construction d'un modèle de répartition spatiale de N et de P total, en vue de cartographier leurs stocks sur 0-30 cm de profondeur.

Ce chapitre se découpe en deux sections, dont la première traite des démarches entreprises pour la cartographie des stocks de N total et la seconde sur les stocks de P total.

Il est nécessaire de rappeler que les mêmes échantillons prélevés sur terrain ont été utilisés pour N et P, et la même démarche et variables spatiales ont été utilisées.

2.2. Cartographie des stocks d'azote total du sol

2.2.1. Matériel et méthodes

2.2.1.1. Zone d'étude, point de prélèvement et point disponible dans VALSOL-Madagascar

L'étude a été conduite dans une zone dans la partie Moyen-Est et Est de Madagascar du côté de Moramanga et Brickaville (Figure 24). Elle se trouve entre les latitudes 18.18400 et 19.10270 Sud et les longitudes 48.211988 et 49.37827 Est. Cette zone de 10 600 km² se trouvant dans les régions administratives de l'Alaotra-mangoro et Atsinanana a été choisie suivant :

- la variabilité du relief (falaises dans le moyen-Est et plaine dans l'Est) ;
- la variabilité de l'altitude allant de 0 vers l'Est à 1200 m sur le moyen-Est ;
- la variabilité du couvert végétale dans la zone, principalement forestier et agroforestier évoluant en terre agricole voire en zone minière ;
- la présence d'une carte pédologique de 1/200 000^{ème} (Hervieu, 1960) illustrant la variabilité des types de sols dans la région (ferralitiques, podzoliques, hydromorphes, et peu ou pas évolués, i.e. alluvions) ;
- la disponibilité des données de propriétés de sols issus de projet récentes dans VALSOL-Madagascar.

Pour cela,

- 27 points de prélèvements ont été étudiés lors de travaux de terrains en Mai 2017 pour la collection des données géographiques (altitude, pente avec l'utilisation de vertex et de GPS) et pédologiques représentatives de la zone d'étude (Annexe 4).

- A cela s'ajoute les données disponibles dans VALSOL-Madagascar sur cette zone dont 101 points de prélèvements pour 0-30 cm de profondeur. Ces données sont issus des récents projets de recherche environnementaux pour l'étude des stocks de C des sols de l'écorégion humide de l'Est par le projet PERR-FH en 2014-2015 (www.perr-fh-mada.net/) avec 10 points de prélèvements, le projet P4GES en 2013-2015 (<http://p4ges.org/>) pour l'étude des différents pools de C dont le sol dans le Corridor Ankeniheny-Zahamena (CAZ) avec 80 points, et la thèse de Razafimahatratra (2011) lors des prélèvements de sols sur les routes nationales (RN) de Madagascar avec 11 points pour l'étude de la sensibilité du sol malgache au changement climatique.

Lors de cette démarche nous travaillons à partir des données disponibles de VALSOL-Madagascar et de l'inventaire de terrain.

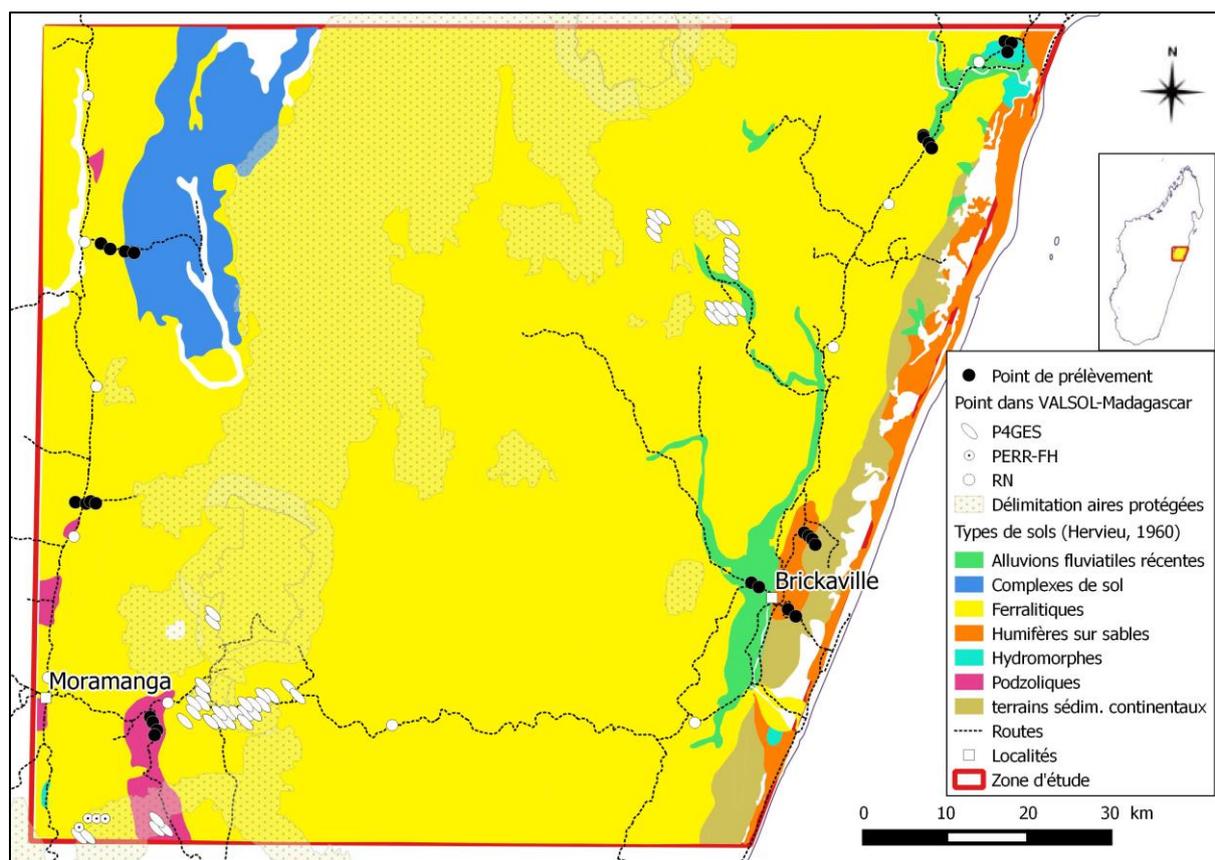


Figure 24: Localisation de la zone d'étude et les points de prélèvements

2.2.1.2. Prélèvement d'échantillon de sol sur terrain

Les prélèvements lors de nos travaux de terrain sur les 27 points ont été réalisés sur 5 profondeurs (0-10 cm, 10-20 cm, 20-30 cm, 50-60 cm, et 80-90 cm). Ils ont été effectués avec un cylindre métallique de 8 cm de diamètre et de 10 cm de hauteur, après avoir réalisée une étude pédologique de la fosse de 1 m³ (Photo 2 (a-b, d)). Des aliquotes d'environ 10 g ont été aussi prélevés sur ces profondeurs avant le remblayage des fosses. Des prélèvements d'échantillons composites de 4 répétitions ont été aussi effectués pour servir d'échantillons d'analyses pour les travaux de laboratoire (Photo 2-c). En tout, chaque point de prélèvement a fourni 13 échantillons de sols dont 5 issus du cylindre, 5 issus des aliquotes, et 3 issus de la tarière (Figure 25). Chaque échantillon humide a été pesé à l'aide d'une balance de précision.

Au total, on a eu 351 échantillons prélevés.

$$N = (27 \text{ sites} \times 13 \text{ échantillons}) = 351$$

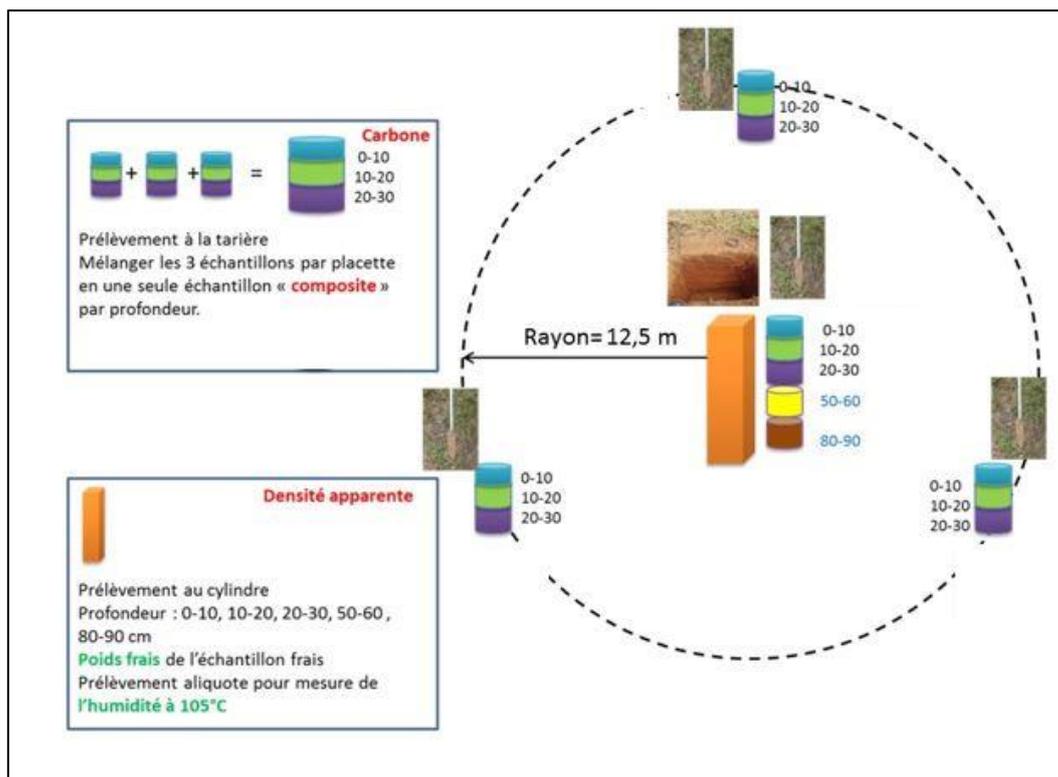


Figure 25: Schéma de prélèvement pour chaque point



Photo 2: Travaux de prélèvements d'échantillons

(Cliché de : N. Ramifehiarivo)

2.2.1.3. Travaux de laboratoire

2.2.1.3.1. Préparation des échantillons de sol

Tous les échantillons de sol ont été séchés à l'air dans une serre pendant 30 jours et ont été tamisés à 2 mm puis broyés à 0.2 mm (Photo 3) pour les analyses chimiques en vue de la détermination de leurs teneurs en N et P total des échantillons (Dewis and Freitas, 1972), ainsi que pour les analyses spectrales.



Photo 3: Préparation des échantillons de sol à 0.2 mm

(Cliché de : N. Ramifehiarivo)

2.2.1.3.2. Mesure de la densité apparente

Il existe plusieurs méthodes pour déterminer la densité apparente (D_a). Il y a les méthodes de terrain qui sont fondées sur la détermination du poids spécifique apparent d'un volume connu de sol prélevé par cylindre, carré, tarière (cumulative mass), carottier (Yoro and Godo, 1990) ; et les méthodes de prédiction dite « pedotransfert », calculés à partir de fonctions mathématiques basés sur d'autres propriétés de sol plus accessibles comme l'argile, la teneur en C et les bases échangeables (Benites et al., 2007 ; Bouma and Lanen, 1987).

Pour la présente étude, la méthode du cylindre métallique (avec un volume de 502.65 cm^3) a été adoptée. Le principe de cette méthode est de prélever le sol à l'aide du cylindre enfoncé avec précaution dans un sol non perturbé puis retiré avec son contenu. Le poids sec est mesuré au laboratoire après séchage et pesée. La connaissance de ces deux variables permet de calculer la densité apparente qui est le rapport entre le poids total sec et le volume de l'échantillon, exprimé en g.cm^{-3} (Annexe 5).

$$Da (g/cm^3) = \frac{Poids\ sec (g)}{Volume (cm^3)} \quad (eq.11)$$

2.2.1.3.3. Analyse spectrale en Moyen Infrarouge

a. Principes

La spectrométrie infrarouge mesure le changement de l'intensité du rayonnement qui traverse un échantillon en fonction de la longueur d'onde. Le principe de la spectrométrie dans le moyen infrarouge (MIRS) se fonde sur l'absorption des rayonnements infrarouges (longueur d'onde : 400 – 4 000 cm^{-1} correspondant à 2 500 – 25 000 nm de fréquence par la MO (Janik et al., 2009). Cette absorption étant liée à la composition chimique des échantillons. La mesure de l'intensité de lumière absorbée à chaque longueur d'onde conduit à un spectre caractéristique du produit étudié. Subséquemment, elle prédit les propriétés physico-chimiques (ex : teneurs en C, en N total) par interprétation des spectres (Soriano-Disla et al., 2014). L'interprétation du spectre est très difficile et donne des mauvais résultats pour certaines propriétés notamment le P. C'est pourquoi des méthodes chimométriques sont appliquées afin de mettre au point des méthodes de calibration et de prédiction pour les échantillons non analysés. La calibration ou la phase d'étalonnage fait donc appel à des méthodes statistiques complexes qui vont permettre de relier les spectres et les résultats d'analyses chimiques en laboratoire (Cobo et al., 2010).

Pour la modélisation à partir des spectres, 30 % des échantillons de sol ($n = 41$) représentatifs de la totalité des échantillons ont été analysés chimiquement pour construire le modèle et prédire les 70 % (Viscarra Rossel et al., 2006).

Les critères statistiques utilisés pour l'évaluation de la qualité du modèle de prédiction sont : le coefficient de détermination R^2 de la droite de régression entre la teneur des propriétés des sols de référence analysés et celles prédites, le ratio entre l'écart-type des valeurs de référence et la précision (erreur standard) du modèle de calibration (ratio noté RPD ou Residual of Prediction Deviation) ainsi que l'erreur standard (RMSE). La littérature stipule que des modèles de prédiction présentant un $R^2 > 0,8$ et un RPD > 2 permettent de bonnes prédictions quantitatives avec le moins de RSME possible (Terhoeven-Urselmans et al., 2010).

b. Procédés

Pour avoir les spectres, nous avons procédé à plusieurs étapes dont la préparation de l'échantillon de sol, le passage au spectromètre, la lecture et l'enregistrement des spectres.

Les échantillons ont été broyés à 0.2 mm et ont été scannés dans le moyen infrarouge (MIR) entre 2 500 nm et 25 nm avec un spectromètre portatif « The Agilent 4100 Exoscan FTIR » de résolution 4 cm^{-1} collectant 64 scans par minute. La méthode d'acquisition spectrale est ainsi nommée : la méthode 64_4. Les spectres obtenus ont été enregistrés dans la région spectrale de 4000.11 à 652.74 cm^{-1} . Viennent ensuite la lecture et l'enregistrement de ces spectres (Photo 4).

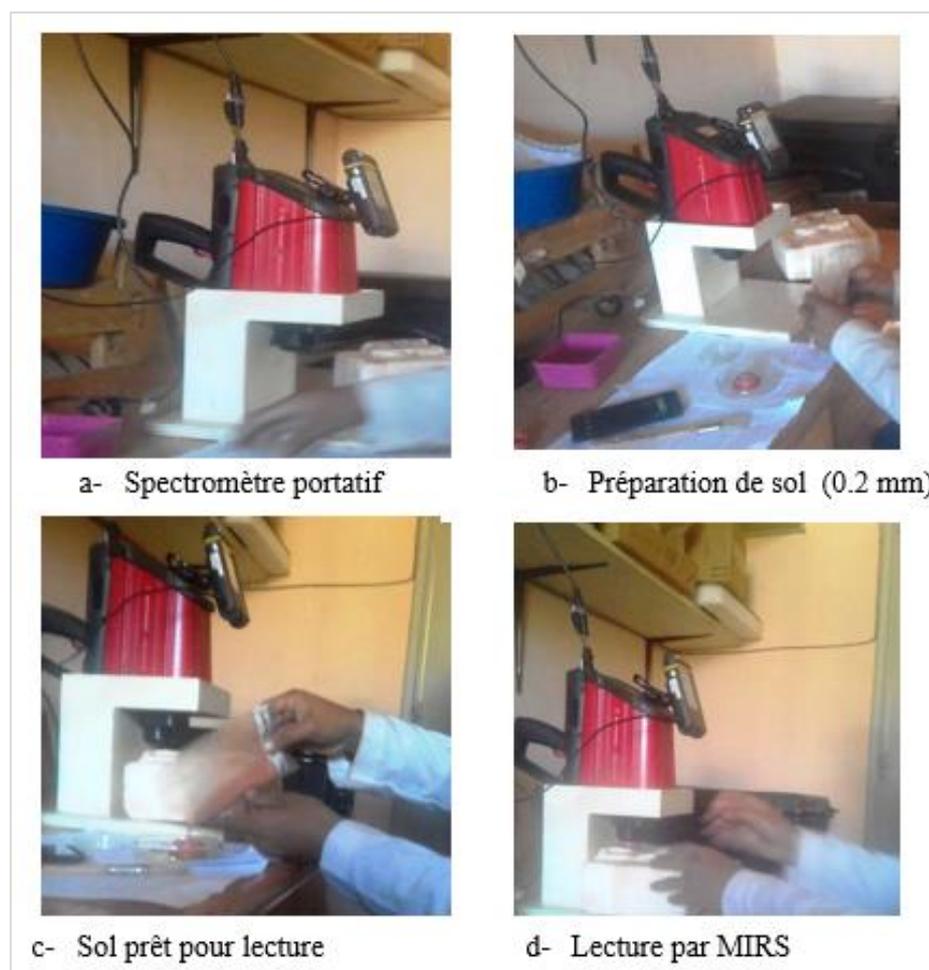


Photo 4: Analyse par spectrométrie dans le moyen infrarouge
(Cliché de : N. Ramifehiarivo)

Une fois tous les spectres récupérés, le choix des échantillons pour les lots de calibration et les lots de prédiction a été réalisé avec le logiciel unscrambler 9.2 en adoptant le principe "des spectres les plus représentatifs"(Ramirez-Lopez et al., 2014). Ainsi, 41 échantillons représentatifs ont été analysés et ont servi de lot de calibration pour construire le modèle afin de déterminer la teneur N de la totalité des échantillons ($n = 135$).

2.2.1.3.4. Détermination des teneurs en azote des échantillons de sols

a. Analyse chimique des échantillons représentatifs

La détermination de la teneur en N total du sol des 41 échantillons représentatifs s'est faite par la méthode dite de Kjeldahl (Bremner, 1965). Elle consiste à minéraliser les différentes formes d'azote par l'acide sulfurique (H_2SO_4) concentré, réduire sous forme nitrite et doser par colorimétrie automatique le NH_4^+ .

La méthode de Kjeldahl comporte trois étapes : la minéralisation, la distillation et le dosage proprement dit. La minéralisation est la dégradation de la MO azotée sous la forme de sel d'ammonium, à l'aide d'un catalyseur (du sulfate de cuivre et du sulfate de potassium) et de H_2SO_4 à haute température ($421^\circ C$). La distillation cherche à transformer l'ammonium, sous sa

forme volatile, l'ammoniac, par ajout d'une solution de soude. Le dosage proprement dit consiste à titrer l'ammoniaque par une solution titrée de H_2SO_4 . On titre la solution jusqu'à équivalence par le virage de l'indicateur coloré, le rouge de méthyle (couleur rose rouge). On calcule après la teneur de N total présente dans le sol à partir du volume de la solution d'ammoniaque titré (Annexe 6).

Ces résultats d'analyses étaient utilisés pour déterminer la teneur de la totalité des échantillons analysés par MIRS.

b. Modèle spectral

Des prétraitements des données spectrales brutes (Figure 27) sont spécifiques à chaque élément à prédire. Pour notre cas, des prétraitements standards par le SNV ou « Standard Normal Variate » additionné d'un « smoothing » ou lissage (Figure 26) ont été appliqués pour la construction du modèle (Cobo et al., 2010). Le SNV consiste à corriger les variations du trajet lumineux des spectres tandis que, le « smoothing » sert à réduire les bruits existants dans les données suite à l'acquisition des spectres (Rabenarivo et al., 2013; Viscarra Rossel et al., 2006). Un modèle de prédiction a été alors développé sur R en utilisant la régression PLS ou Partial least square regression sur les 41 échantillons analysés (Grinand et al., 2017; Vågen et al., 2006). La procédure de validation croisée sur 10 répétitions a été appliquée au regard du faible nombre d'échantillons analysés au laboratoire.

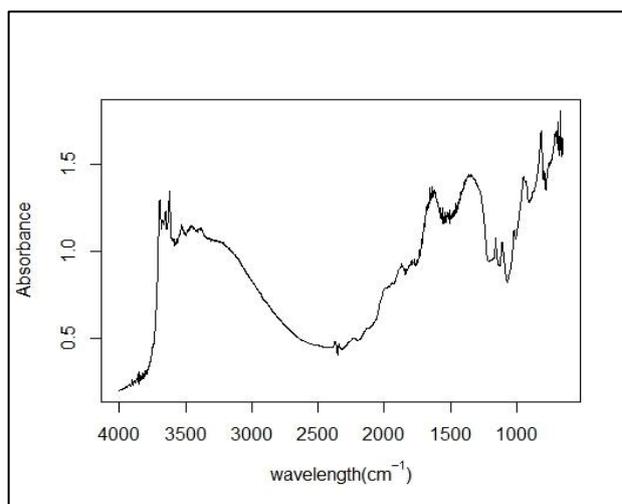


Figure 27: Moyenne des spectres bruts

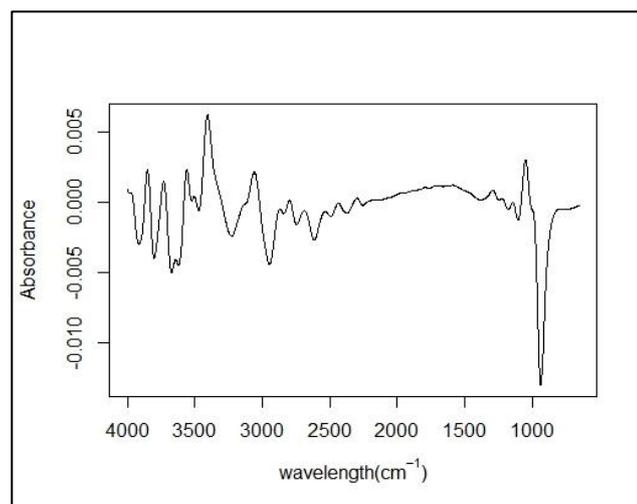


Figure 26: Moyenne des spectres après prétraitement

2.2.1.4. Calcul des stocks d'azote total des échantillons de sol prélevés

Les stocks sont obtenus à partir de la teneur, de la densité apparente, de l'épaisseur de l'horizon prélevé, et du pourcentage du refus obtenus lors du tamisage à 2 mm (Ramifehiarivo et al., 2016; Razakamanarivo et al., 2011). Les refus considérés (>2 mm) sont généralement, les cailloux et les débris racinaires de végétaux ; les premiers sont considérés en étant de nature siliceuse et les seconds font partie du compartiment racine (Thuriès et al., 2000).

La formule appliquée pour calculer les stocks est la suivante:

$$STN_s = \sum_{i=1}^k [TN_i \times Dai \times Ei \times (1 - CF_i)] \quad (\text{eq.12})$$

Avec: STN_s le stock d'azote total par unité de surface ($Mg \cdot ha^{-1}$),

TN_i la teneur en azote de l'horizon i ($g \cdot kg^{-1}$),

Dai est la densité apparente ($g \cdot cm^{-3}$) de l'horizon i ,

Ei est l'épaisseur de l'horizon i (m),

CF_i est le pourcentage de refus dans l'horizon i (avec $0 \leq CF_i < 1$),

Pour chaque point de prélèvement, les stocks ont été calculés sur une profondeur de 30 cm dont, 3 horizons pour le calcul des stocks de N total (0-10 cm, 10-20cm et 20-30 cm).

2.2.1.5. Calcul des stocks d'azote à partir des données de VALSOL-Madagascar

2.2.1.5.1. Estimation de la teneur d'azote à partir du rapport carbone/azote

Comme on ne dispose pas des teneurs en N total des points disponibles dans *VALSOL-Madagascar* sur notre zone d'étude, ces teneurs ont été estimés à partir de la teneur en C de ces derniers par le rapport C/N (COMIFER and ACTA, 2013).

En effet, le rapport C/N est un indicateur qui permet de juger la dégradation de la MO, plus il est élevé (>12), il est signe d'une dégradation lente de la MO et plus il est faible (>8), il met en évidence une activité importante de la minéralisation (Gagnard et al., 1988). Le lien entre C et N est indissociable car, toute action qui va favoriser la minéralisation de la MO comme la dégradation par l'intermédiaire des microfaunes va provoquer une perte de C et une libération de N stocké dans le sol (Sakin et al., 2010).

Une équation de régression linéaire $N = f(C)$ a été dressée sur les données de C et N existantes dans les horizons d'étude de *VALSOL-Madagascar*. Au total, 1148 horizons se trouvant dans l'écorégion humide de l'Est ont été utilisés pour le calcul. Ces données viennent du projet Land Degradation Survey Framework (LDSF) (<http://landscapeportal.org/blog/2015/03/25/the-land-degradation-surveillance-framework-ldsf/>) mis en œuvre à l'Est de Madagascar dans les forêts de Didy ($n = 1\ 102$) en 2014 et des études faites par Hervieu (1960) lors de l'élaboration de la carte pédologique de notre zone d'étude ($n = 46$). La totalité des teneurs en N a été estimé par la méthode Kjeldhal tandis que pour les teneurs en C, les échantillons ont été analysés suivant la méthode Walkley&Black couplée avec le MIRS pour LDSF et les 46 échantillons suivant une méthode ancienne appelée méthode Anne. Cette dernière a comme principe, l'oxydation de la MO par un mélange de bichromate de potassium et de N sulfurique (Anne, 1945).

La qualité de l'équation de régression a été estimée par le R^2 et le RMSE qui plus le R^2 est proche de 1 et le RMSE faible, le modèle est excellent.

2.2.1.5.2. Calcul des stocks d'azote

La formule utilisée est la même qu'utilisée dans la section 2.2.1.4 de ce chapitre, mais la différence réside dans le fait que les teneurs en N ont été calculées à partir des teneurs en C en utilisant l'équation de régression obtenue dans la section précédente (2.2.1.5.1). Au total, on a pu produire $n = 101$ stocks de N total de sol sur 0-30 cm issus des anciennes données dans la VALSOL-Madagascar s'ajoutant au 27 points de prélèvements.

Ces stocks serviront de données de base pour la construction des modèles de cartographie numériques pour le N total du sol ($n = 128$).

2.2.1.6. Construction de modèle cartographique

2.2.1.6.1. Préparation des variables spatiales de prédiction

La plupart des variables utilisées pour la modélisation (Tableau 9) sont les mêmes utilisées lors de la cartographie du stock de C des sols à l'échelle nationale du chapitre 3, qui sont reconnues pour leur accessibilité et leur résolution ; notamment :

- les cartes d'**altitude** (Elevation, m) et de **pente** (Slope, %) dérivées du modèle numérique de terrain produit par IGN (disponible à l'institut Géographique de Madagascar (FTM)) avec 90 m de résolution ;
- les cartes de **température moyenne annuelle** (MAT, °C) et de **précipitation moyenne annuelle** (MAP, mm) dérivées de la base de données «WorldClim » (<http://www.worldclim.org/>) avec une résolution de 1000 m (Hijmans et al., 2005) ;
- les cartes d'indice de végétation notamment, le **NDVI**, le **NDWI** et le **NIRI** calculées à partir des bandes des images Landsat proposés par Hansen et al. (2013) de 30 m de résolution ;
- la carte de **pourcentage de couverture végétale** (<https://earthenginepartners.appspot.com/science-2013-global-forest>) produite par Hansen et al.(2013) à partir de traitement d'image Landsat de 30 m de résolution (Tree_cover).

Avec cela s'ajoute :

- la **carte d'occupation des sols** (LU) produite à l'aide de l'algorithme de Baraldi dans le chapitre 2 (résolution, 30 m) ;
- la carte de la **biomasse aérienne** (AGB, Mg.ha⁻¹) produite par le projet PERR-FH (www.perr-fh-mada.net/) lors de la mise en place du système de suivi du C de la biomasse aérienne dans le cadre de la Réduction des Emissions dues à la Déforestation et à la Dégradation des forêts (REDD) à l'écorégion humide de l'Est de Madagascar (90 m de résolution) et ;
- la **carte pédologique** (Pedo) de reconnaissance à une échelle de 1/200.000 de Moramanga Brickaville numérisée dans VALSOL-Madagascar (Hervieu, 1960).

En principe, les variables spatiales retenues sont celles permettant de produire une carte à une échelle de 1/1 000 000^{ème}. Alors que, pour avoir une meilleure lisibilité et afin d'éviter l'apparition des pixels sur la carte, il faut un minimum de (3x3 pixels) dans 1mm² de carte imprimée. Les images avec 1000 m de résolution peuvent produire une échelle cartographique de 1/1 500 000^{ème}, celles avec 80 m de résolution, 1/200 000^{ème} et celles de 30 m une échelle de 1/50 000^{ème} (Legros, 2006). De ce fait, une image avec une résolution de 30 m x 30 m produira donc sans problème une carte au 1/100 000^{ème} tandis que les données avec une résolution de 500 m x 500 m sont insuffisantes pour avoir une carte au 1/1 000 000^{ème}.

Pour cela, toutes ces variables ont été ajustées à un même type de format (raster), à une même résolution spatiale (30 m) et à une même projection (UTM zone 38 Sud).

Tableau 9 : Statistiques sommaires des variables utilisées pour la cartographie de l'azote

Données	Name (code name)	Unit	Type	Mean	Min.	Max.	s.d
Données topographiques	Altitude (Elevation)	m	Cont.	446	18	1015	458
	Pente (Slope)	%	Cont.	9.19	0.69	35.4	8.14
Données climatiques	Précipitation moyenne annuelle (MAP)	mm	Cont.	2378	1493	3156	668
	Température moyenne annuelle (MAT)	°C	Cont.	21.9	18.9	24.1	22.5
Indice satellitaire	Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)		Cont.	0.52	0.21	0.73	0.14
	Normalized Difference Water Index (NDWI)		Cont.	0.03	-0.21	0.19	0.11
	Normalized InfraRed Index (NIRI)		Cont.	-0.03	-0.18	-0.21	0.11
Carte de végétation	Couverture végétale (Tree_cover)	%	Cont.	38	0	97	25
	Biomasse aérienne (AGB)	Mg.ha ⁻¹	Cont.	10.69	0.80	90.60	20.12
	Occupation des sols (LU)		Disc.	6 types ^a			
Type de sols	Carte pédologique (Pedo)		Disc.	7 types ^b			

N.B. Cont. : continue Disc. : Discontinue

^a Forêt à canopée fermée (F), arborées (TF), arbustives (SF), terres dégradés ou herbacées (DL) ; les sols nus (BS), l'eau (W).

^b Sols podzoliques, sols ferrallitiques, sols hydromorphes, sols humifères sur sable, sols sur terrains sédimentaires continentaux, Alluvions fluviales récentes, complexes de sols.

2.2.1.6.2. Construction du modèle spatial d'azote

L'outil utilisé pour la modélisation est le même utilisé que dans le chapitre 3 (2.3.5) qui est l'algorithme randomForest (Breiman, 2001). Cet algorithme est fréquemment utilisé du fait de son meilleur capacité prédictive dans les cartographies numérique des propriétés des sols (Hengl et al., 2015).

Pour le N, la calibration du modèle s'est faite sur 70 % des données (n = 90) sélectionnées aléatoirement sur la totalité des valeurs de stocks de N total existantes. La validation s'est effectuée sur le reste des valeurs non utilisées lors de la calibration (n = 38). La qualité du

modèle s'apprécie sur le coefficient de détermination (R^2) et de l'erreur-standard (RMSE) du modèle sur la validation externe.

Le modèle avec le R^2 le plus élevé et un RMSE faible est le plus adéquat ; de ce fait, plusieurs tests de calibration ont été effectués en changeant les paramètres par défaut du modèle pour obtenir le meilleur modèle (Grinand et al., 2017; Viscarra Rossel and Bui, 2016; Wang et al., 2013)

2.2.1.6.3. Evaluation de l'importance des variables

Les variables les plus importantes pour le modèle ont été déterminées avec le package VSURF (Variable Selected Using Random Forest) comme dans le chapitre 3 (2.3.7) tout en considérant les importances des variables mesurées automatiquement par l'algorithme RandomForest avec le pourcentage de « Increased Mean Standard Error MSE » (%IncMSE).

2.2.1.7. Cartographie de l'azote et incertitude

Une fois que le modèle de prédiction de N est choisi, il est appliqué pour prédire le stock de N sur la totalité de la zone d'étude. La carte produite est la moyenne de 10 cartes produites issus de 10 prédictions du modèle comme celui effectué par Grinand et al.(2017) mais en utilisant 70 % des données de calibration. Cette technique est importante, du fait qu'elle peut donner l'incertitude de prédiction du modèle sur chaque pixel de la carte en calculant les valeurs de l'erreur standard par pixel de l'image (Ryan et al., 2012). La carte d'incertitude a été produite en utilisant le logiciel QGIS.

2.2.2. Résultats

2.2.2.1. Modélisation de la teneur en azote total par spectrométrie dans le moyen infrarouge

Après le prétraitement de notre modèle, nous avons obtenu un modèle de R^2 de 0.87 avec un RMSE de 0.25 g.kg^{-1} et un RPD de 2.86 en calibration et un R^2 de 0.67 avec un RMSE de 0.40 g.kg^{-1} et un RPD de 1.74 sur la validation croisée des échantillons (Figure 28).

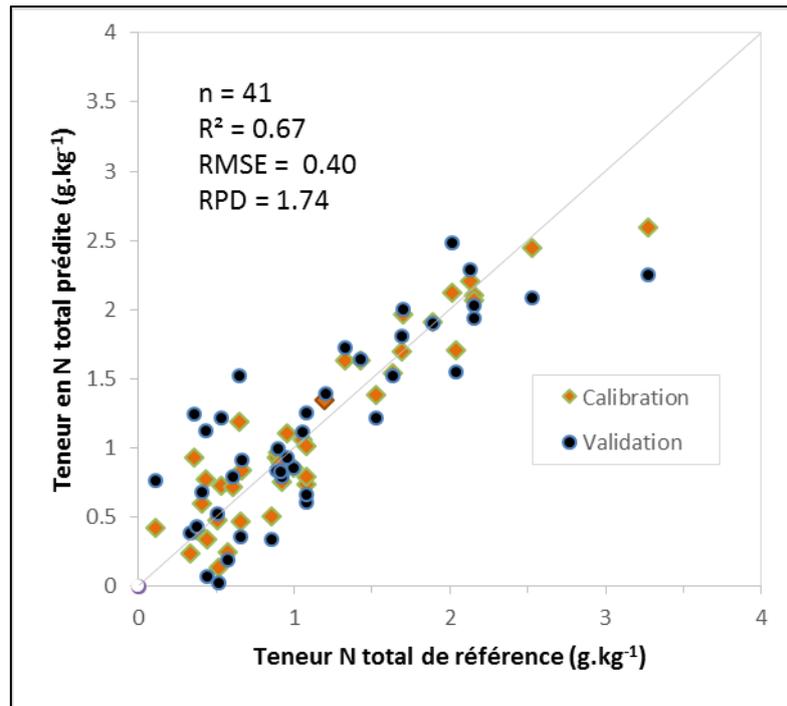


Figure 28: Prédiction de la teneur en azote total par validation croisée à partir de la spectrométrie dans le moyen infrarouge

Notre modèle a tendance à sous-estimer les valeurs supérieures à 3 gN.kg⁻¹ et aussi les valeurs inférieures à 0.5 gN.kg⁻¹. Toutefois, ce modèle est acceptable et a été appliqué sur la totalité des échantillons analysés par MIRS afin de déterminer les teneurs en N total de chaque horizon d'étude en particulier sur 0-10 cm, 10- 20 cm et 20-30 cm.

2.2.2.2. Régression linéaire de l'azote en fonction du carbone à partir de VALSOL-Madagascar

Basé sur les teneurs en N total et C total des 1 148 échantillons de la base de données VALSOL-Madagascar, on a obtenu une régression linéaire (Figure 29) entre N et C avec un R² de 0.92 et un RMSE 0.26. L'équation est la suivante :

$$TN = 0.073075 SOC + 0.295526 \quad (\text{eq.13})$$

Avec TN : teneur en N total estimée en g.kg⁻¹
SOC : teneur en C total en g.kg⁻¹

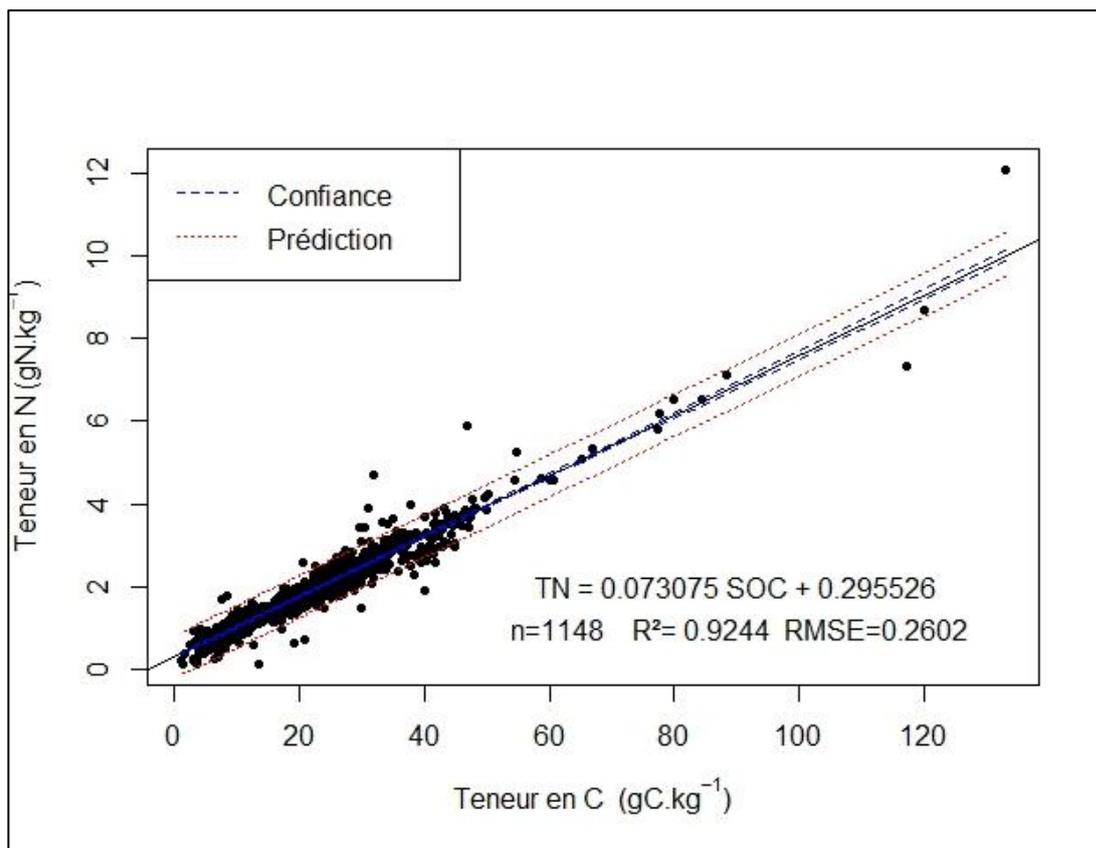


Figure 29: Régression linéaire du rapport carbone/azote

En effet, une augmentation de la teneur en C se traduit par une augmentation de la teneur en N. Le coefficient 0.29, ordonnée à l'origine indique la valeur moyenne de N minérale que contiendraient ces échantillons.

2.2.2.3. Statistiques descriptives des composantes de stocks d'azote total

2.2.2.3.1. Densité apparente

Les densités apparentes (Da) ont été mesurées pour 384 échantillons de sol, correspondant à 128 points de prélèvements sur les trois premières couches de sol (0-10, 10-20 et 20-30 cm). Pour ces échantillons, la Da ne varie que très peu autour de la moyenne ($1.11 \pm 0.18 \text{ g.cm}^{-3}$). Plus on descend en profondeur, plus la Da s'accroît (Tableau 10).

Tableau 10: Statistiques descriptives de la densité apparente

	Données	Profondeur (cm)	n	Moyenne (g.cm ⁻³)	Ecart-type (g.cm ⁻³)	Minimum (g.cm ⁻³)	Maximum (g.cm ⁻³)
	Terrain	0-10	27	1.11	0.21	0.93	1.38
		10-20	27	1.26	0.17	0.94	1.61
		20-30	27	1.33	0.17	0.26	2.05
VALSOL-Madagascar	P4GES	0-10	80	0.71	0.08	0.53	0.91
		10-20	80	1.07	0.13	0.79	1.36
		20-30	80	1.22	0.14	0.9	1.55
	PERR-FH	0-10	10	0.83	0.17	0.55	1.06
		10-20	10	0.97	0.16	0.67	1.22
		20-30	10	1.06	0.17	0.75	1.25
	Razafimah atratra (RN)	0-10	11	1.14	0.29	0.66	1.53
		10-20	11	1.27	0.24	0.81	1.6
		20-30	11	1.39	0.20	0.94	1.65
	Moyenne	0-10	128	0.95	0.19	0.53	1.53
		10-20	128	1.14	0.18	0.67	1.61
		20-30	128	1.25	0.17	0.26	2.05
Moyenne total			384	1.11	0.18	0.26	2.05

2.2.2.3.2. Pourcentage en élément grossier

Ce paramètre présente une grande variabilité avec des valeurs allant de 0 à 12 %, 0 à 19 % et 0 à 17 % respectivement pour les horizons 0-10 cm, 10-20 cm, 20-30 cm. L'ensemble des résultats obtenus lors des récents travaux de terrain et des anciens projets est présenté dans le Tableau 11. A rappeler que, le pourcentage en élément grossier peut avoir des influences négligeables ou non sur le stock de N.

Tableau 11: Statistiques descriptives du pourcentage en élément grossier

		Profondeur (cm)	n	Moyenne (%)	Ecart-type (%)	Minimum (%)	Maximum (%)
	Terrain	0-10	27	2.63	3.28	0	12.02
		10-20	27	3.42	4.83	0	18.93
		20-30	27	2.70	4.24	0	16.74
VALSOL-Madagascar	P4GES	0-10	80	5.25	2.88	1.35	14.31
		10-20	80	3.56	2.02	0	11.25
		20-30	80	2.47	1.48	0	7.02
	PERR-FH	0-10	10	1.74	1.70	0	4.6
		10-20	10	1.45	1.53	0	3.83
		20-30	10	0.91	1.71	0	4.83
	RN	0-10	11	-	-	-	-
		10-20	11	-	-	-	-
		20-30	11	-	-	-	-
	Moyenne	0-10	128	3.21	2.62	0	14.31
		10-20	128	2.81	2.79	0	18.93
		20-30	128	2.03	2.48	0	16.74
Moyenne total			384	2.68	2.63	0	16.66

2.2.2.3.3. Teneur en azote total

Avec la profondeur, les teneurs en N total du sol diminuent et elles décroissent rapidement au cours des premiers 30 cm : 2.77 ± 0.64 gN.kg⁻¹ pour 0-10 cm, 2.15 ± 0.52 gN.kg⁻¹ pour 10-20 cm et 1.60 ± 0.42 gN.kg⁻¹ pour 20-30 cm. Le Tableau 12 résume les teneurs en N total moyennes suivant les profondeurs dans les différentes études.

Tableau 12: Statistiques descriptives de la teneur en azote total

	Profondeur (cm)	n	Moyenne (gN.kg ⁻¹)	Ecart-type (gN.kg ⁻¹)	Minimum (gN.kg ⁻¹)	Maximum (gN.kg ⁻¹)	
Terrain	0-10	27	1.97	0.58	0.47	2.73	
	10-20	27	1.70	0.57	0.37	2.59	
	20-30	27	1.38	0.49	0.26	2.05	
VALSOL-Madagascar	P4GES	0-10	80	2.51	0.56	1.16	3.86
		10-20	80	2.27	0.50	1.07	3.49
		20-30	80	1.92	0.41	0.93	2.93
	PERR-FH	0-10	10	3.58	0.89	2.56	4.89
		10-20	10	2.48	0.60	1.41	3.67
		20-30	10	1.81	0.47	1.05	2.62
	RN	0-10	11	3.00	0.54	2.01	3.84
		10-20	11	2.15	0.39	1.52	2.95
		20-30	11	1.28	0.31	0.93	1.83
Moyenne	0-10	128	2.77	0.64	0.47	4.89	
	10-20	128	2.15	0.52	0.37	3.67	
	20-30	128	1.60	0.42	0.26	2.93	
Moyenne total		384	2.17	0.53	0.26	4.89	

2.2.2.4. Stocks d'azote total du sol

Pour les 128 points d'étude issus des travaux de prélèvements sur terrain (n = 27) et de la base de données VALSOL-Madagascar (n = 101), les stocks de N total sur 0-30 cm varient de 1.35 à 11.08 MgN.ha⁻¹ avec une moyenne de 6.53 ± 1.52 MgN.ha⁻¹. Les stocks moyennes pour 0-30 cm sur chaque projet sont respectivement de 6.03 ± 2.06 MgN.ha⁻¹, 6.47 ± 1.23 MgN.ha⁻¹, 7.03 ± 1.03 MgN.ha⁻¹, et 7.73 ± 1.77 MgN.ha⁻¹ pour notre prélèvement sur terrain, le projet P4GES, PERR-FH et les études RN de Razafimahatratra (2011). Le Tableau 13 récapitule les caractéristiques de ces valeurs (Annexe 7).

Tableau 13: Statistiques descriptives des stocks d'azote total

	Profondeur (cm)	n	Moyenne (MgN.ha ⁻¹)	Ecart-type (MgN.ha ⁻¹)	Minimum (MgN.ha ⁻¹)	Maximum (MgN.ha ⁻¹)	
Terrain	0-10	27	0.46	0.79	0.46	3.36	
	10-20	27	2.08	0.76	0.41	2.59	
	20-30	27	1.80	0.70	0.31	2.75	
	0-30	27	6.03	2.06	1.35	8.95	
VAISOL- Madagascar	P4GES	0-10	80	1.76	0.34	0.82	2.85
		10-20	80	2.39	0.46	1.12	3.85
		20-30	80	2.31	0.43	1.12	3.68
		0-30	80	6.47	1.23	3.06	10.39
	PERR-FH	0-10	10	2.83	0.60	2.08	3.88
		10-20	10	2.34	0.50	1.29	3.14
		20-30	10	1.86	0.38	1.080	2.37
		0-30	10	7.03	1.03	4.44	8.05
	RN	0-10	11	3.39	1.02	1.96	4.84
		10-20	11	2.71	0.69	1.87	4.37
		20-30	11	1.76	0.49	1.08	2.68
		0-30	128	7.73	1.77	4.91	11.08
Moyenne	0-10	128	2.11	0.69	0.46	4.84	
	10-20	128	2.38	0.60	0.41	4.37	
	20-30	128	1.93	0.50	0.31	3.68	
TOTAL	0-30	128	6.53	1.52	1.35	11.08	

2.2.2.5. Modèle de distribution spatiale de l'azote

Le modèle spatial obtenu pour le N est calibré sur les stocks de N total des 101 points choisis aléatoirement dans la population. Le meilleur modèle obtenu après une validation externe sur les 38 points restants présente un R² de 0.49 et un RMSE de 1.01 MgN.ha⁻¹ (Figure 30). Le modèle a tendance à sous-estimer les valeurs de stock de N total supérieures à 8 MgN.ha⁻¹. D'après l'estimation des variables importantes par le package VSURF, cinq variables sont prédictives ; parmi ces variables se trouvent : la couverture végétale (Tree_Cover), l'altitude, le NDWI, la température et la précipitation moyenne annuelle. Ces variables ont des valeurs d'importances « %IncMSE » respectives de : 0.40, 0.35, 0.37, 0.29 et 0.26. Les autres variables tels que NIRI- NDVI-Land_cover-AGB-Pedo et Slope font partie des variables explicatives de la variation des modèles avec des valeurs d'importances de 0.37-0.28-0.23-0.05-0.05 et - 0.08 (Figure 31).

2.2.2.6. Carte des stocks d'azote total du sol et incertitude

La carte de stock de N total du sol sur les 30 premiers centimètres qui a été produite suivant notre modèle a une valeur variant de 4.23 à 9.56 MgN.ha⁻¹. La Moyenne est de 6.35 ± 0.81 MgN.ha⁻¹. Le stock total de N sur notre zone d'étude est de 6.46 ± 0.55 GgN. On remarque toutefois des pixels non prédits par notre modèle, du fait que ces variables qualitatives n'étaient pas incluses lors de la calibration du modèle (Figure 32)

Une carte d'incertitude (Figure 33) a également été produite en calculant l'erreur standard de la prédiction par pixel. La moyenne de cette erreur est de $0.05 \pm 0.02 \text{ MgN.ha}^{-1}$, elle varie de 0.008 à 0.21 MgN.ha^{-1} .

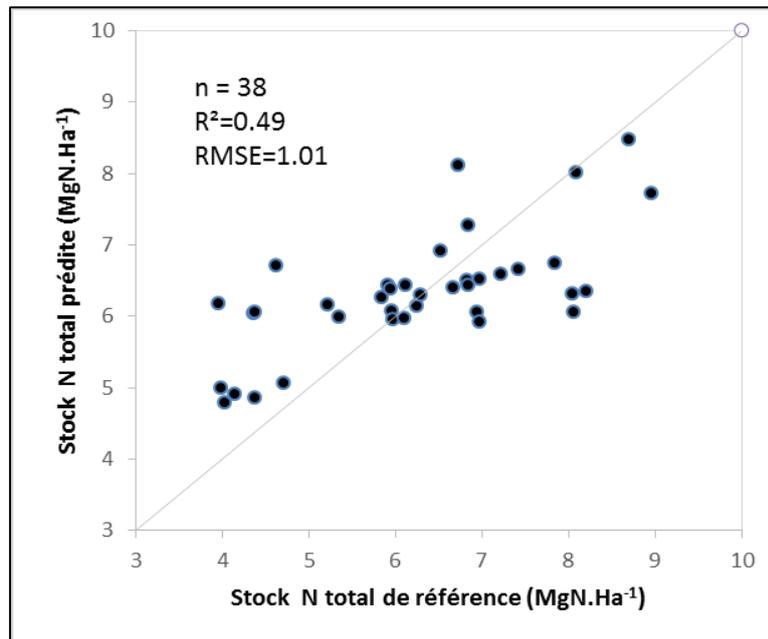


Figure 30: Validation du modèle spatiale des stocks d'azote total du sol

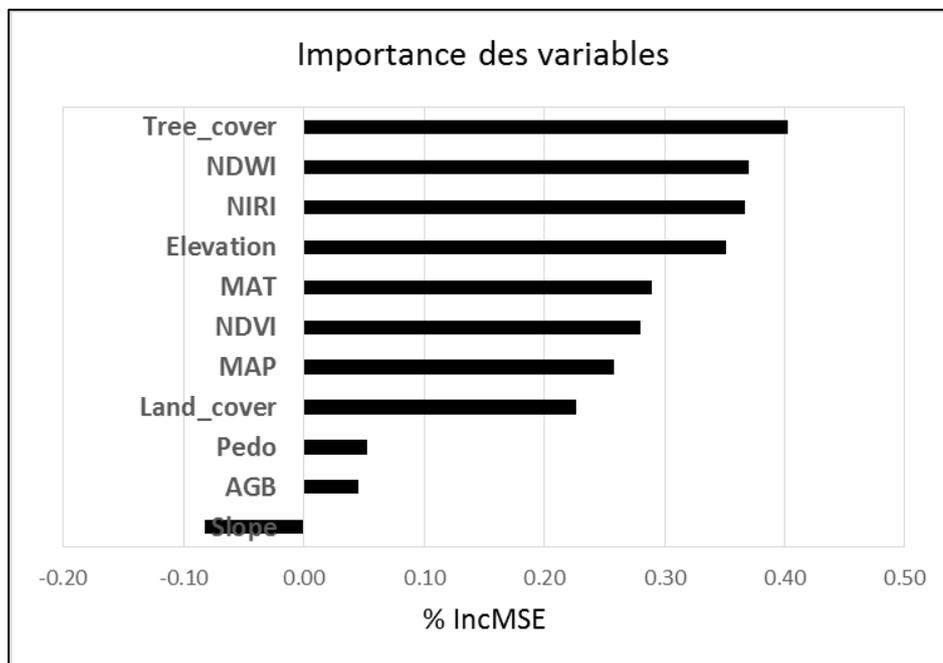


Figure 31: Importance des variables pour le modèle spatiale des stocks d'azote total du sol

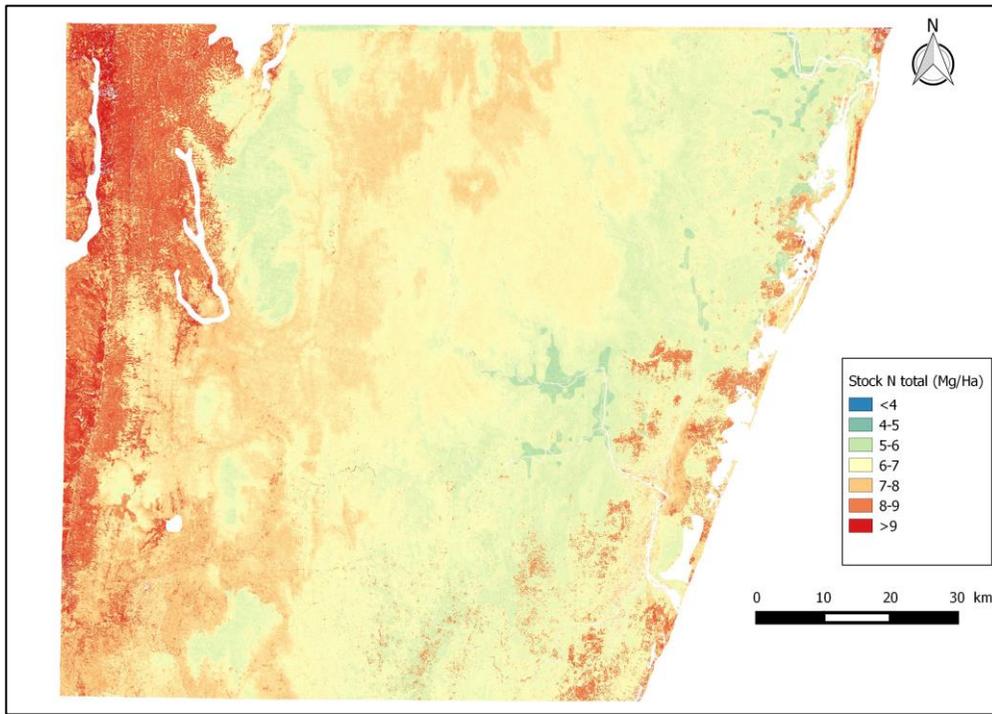


Figure 32: Carte des stocks d'azote total du sol sur 0-30 cm

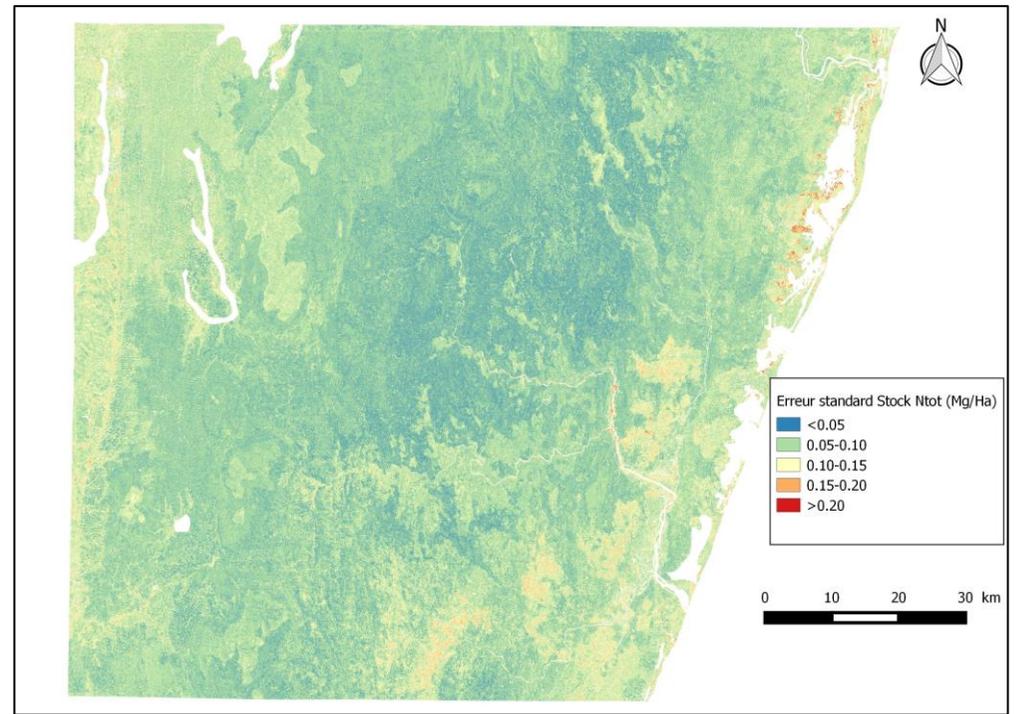


Figure 33: Carte d'incertitude des stocks d'azote total du sol sur 0-30 cm

2.2.3. Discussions

2.2.3.1. Les variables et la construction du modèle

Les variables importantes définies par notre modèle sur VSURF sont la couverture végétale, l'altitude, le NDWI et les données climatiques qui sont la température et la précipitation moyenne annuelle. Une partie de ces variables sont mentionnés par Wang et al. (2017) qui a trouvé lors de la cartographie du stock de N total du sol en Chine sur 0-100 cm de profondeur que l'altitude, la précipitation, la température, le NDVI, l'occupation du sol et l'humidité du sol sont les plus importantes.

Pour notre modèle, plusieurs auteurs (Assefa et al., 2017 ; Baah-Acheamfour et al., 2015 ; Njeru et al., 2017) ont montré l'influence de la couverture végétale sur les stocks de N total du sol. En effet, le taux de couverture végétale affecte la quantité de MO dans le sol (Puigdefábregas, 2005), alors que ce dernier est le fournisseur principal de N organique et N minérale du sol disponible pour la plante (Smith et al., 2015).

Bangroo et al. (2017) ainsi que Njeru et al. (2017) ont trouvé également dans leurs études que le stock de N total dans le sol varie avec l'altitude. L'altitude n'est pas un variable qui affecte directement le sol, mais c'est un indicateur de diverses fonctions climatiques qui régissent la nature de la végétation et le processus de la formation des sols (Hanawalt and Whittaker, 1976). Avec, le rayonnement solaire et l'humidité du sol, l'altitude affecte la minéralisation de la MO dans le sol à l'échelle d'un paysage (Måren et al., 2015; Zhang et al., 2011).

Dans notre cas, l'humidité du sol peut s'interpréter par la présence du NDWI et la précipitation en tant que variables importantes dans notre modèle du fait que l'humidité varie en fonction de ces deux indices (Gu et al., 2008; Jackson et al., 2004).

Pour le rayonnement solaire, son intensité est généralement liée à la température (Bristow and Campbell, 1984; Fu and Rich, 2002).

Par rapport à notre modèle de stock de C de sols (Chapitre 3), les variables prédictives sont pratiquement les mêmes en dépit du pourcentage couvert végétale du fait de la relation linéaire entre la teneur en C et en N de nos données (Wang et al., 2017). Pour le cas du couverture végétal, on peut constater une influence majeur de la densité de végétation dans le stock de N (Gallardo et al., 2000).

Cependant, on constate également, la différence entre l'importance des variables prédictives données par VSURF et le %IncMSE. Ce dernier détermine que le NIRI est plus importante que l'altitude et le MAT, d'autant plus que le NDVI a une importance plus que le MAP. Cette différence est due généralement à la performance faible de notre modèle (Hietanen, 2016).

2.2.3.2. Prédiction du stock d'azote total

Le stock moyen de N prédit par notre carte, 6.35 MgN.ha^{-1} , correspondent à la fourchette données par Njeru et al. (2017) variant de 4 à 9 MgN.ha^{-1} dans les sols d'écosystèmes de montagne d'Ethiopie, avec une altitude variant de 800 à 2 300 m. Cet auteur a également obtenu

un coefficient de détermination (R^2) variant de 0.85 à 0.97 entre le C et le N ce qui correspond à la validité de notre méthode de détermination de la teneur en N des sols suivant les teneurs de C pour les données non analysées. Par rapport au données locales, notre valeur moyenne est supérieure à celle calculée par Randrianandrasana (2013) dans les sols des hauts plateaux de Madagascar dans des parcelles agricoles de 0.74 à 4.21 MgN.ha⁻¹. Notre valeur est également supérieure à celle calculée par Rakotomampionona (2013) de 3.27 à 4.16 MgN.ha⁻¹ dans le moyen Ouest Malagasy mais sous deux pratiques culturales, la première à labour conventionnel et la seconde sous couverture végétale. Cette différence de valeur s'explique par le taux de couverture végétale donc de MO qui est plus dense à l'Est que sur les hautes terres centrales du pays (Jacquin, 2010).

Pour le stock total de N dans notre zone d'étude de 6.46 GgN, la valeur est incluse dans le corpus des données des régions tropicales, s'élevant à 20-22 x 10⁷ GgN estimé par Batjes (1996).

Nous constatons qu'avec un R^2 de 0.49, la capacité de notre modèle est faible. La faiblesse du modèle est le résultat de la variabilité des données en entrée et le nombre assez faible des points utilisés (128) pour l'exercice (10 600 km²) soit 1 point pour 83 km². Qu et al. (2013) avec un algorithme d'apprentissage similaire à RandomForest a utilisé, 402 points pour spatialiser l'azote des sols d'une surface de 1 659 km² soit 1 point pour 4 km² et a obtenu un R^2 de 0.53 à 0.70 pour un RMSE de 0.34 MgN.ha⁻¹ comparé à 1.01 MgN.ha⁻¹ pour notre étude. On constate qu'aux environs de 5.5 et 7 MgN.ha⁻¹, le modèle est plutôt correct où il y a une concentration des valeurs de stock dans les points initiaux de référence (Figure 34). Au-delà de ces valeurs, par rapport à notre modèle spatial, les pixels prédits sont généralement sous-estimés en dessus de 7 MgN.ha⁻¹ et surestimés pour les valeurs inférieures à 5.5 MgN.ha⁻¹.

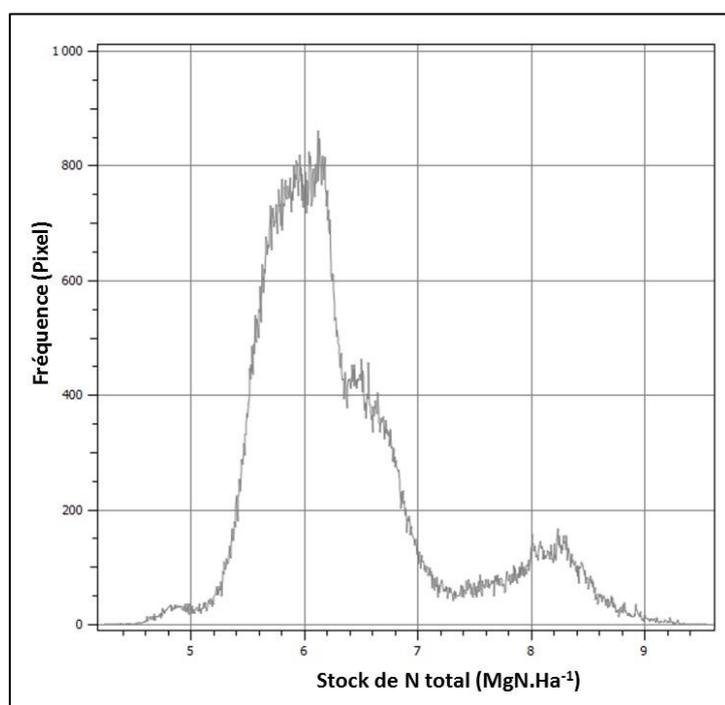


Figure 34: Fréquence des pixels de la carte des stocks d'azote total

2.2.3.3. Limites de la carte d'azote

Plusieurs sources d'incertitudes peuvent être identifiées pour la spatialisation de N qui nous a donné un modèle avec un R^2 faible.

La première est liée à la prédiction MIRS de N total du sol obtenu par notre modèle avec un R^2 de 0.67 sur 41 échantillons. Le modèle utilisé, est plus faible par rapport à celui obtenu par Janik et al. (1998) avec un R^2 de 0.80. Nous sommes bien limités par le nombre d'échantillons utilisés pour la calibration (Janik et al., 2009).

La seconde est liée à la détermination des teneurs de N total des échantillons non analysés dans *VALSOL-Madagascar* à partir du ratio C/N malgré un R^2 de 0.92. Toutefois, l'utilisation de cette équation de régression comme l'a fait Njeru et al. (2017) a permis d'augmenter le nombre de données de stock de N passant de 27 à 138 données pour un meilleur modèle.

La troisième est liée à l'erreur de prédiction de notre modèle par rapport à la variabilité de nos données de stocks et des erreurs liés aux différents variables spatiales, qui selon notre carte d'incertitude varie de 0.008 à 0.21 MgN. ha⁻¹ par pixel.

2.3. Cartographie des stocks de phosphore total du sol

2.3.1. Matériel et méthodes

2.3.1.1. Points disponibles dans *VALSOL-Madagascar*

Avec les 27 points de prélèvements mentionnés dans la méthodologie pour la cartographie du stock de N total de ce chapitre (section 2.2.1.1), 6 points ont été disponibles dans *VALSOL-Madagascar*. Ces données proviennent de la thèse de Razafimahatratra (2011) lors des prélèvements de sols sur les routes nationales (RN).

2.3.1.2. Détermination de la densité apparente des échantillons de sols

Les mesures sont les mêmes mentionnés dans la section 2.2.1.3.2 du chapitre 4, sous-chapitre de l'azote (2.2).

2.3.1.3. Détermination des teneurs en phosphore des échantillons de sols

Le P total du sol est l'ensemble du P présent dans un échantillon sous forme de phosphates ou de composés organophosphorés. La détermination de la teneur en P total du sol sur 0-30 cm pour chaque point de prélèvement s'est effectuée par l'analyse d'un échantillon moyen composite des trois horizons d'études (0-10 cm, 10-20 cm, 20-30 cm). L'analyse chimique consiste en une attaque avec de l'acide perchlorique (HClO₄) concentré à chaud de l'échantillon de sol (Photo 5-a) broyé à 0.2 mm (Jackson, 1958). En effet, l'attaque solubilise le P inorganique du sol et libère les ions orthophosphates (Sommers and Nelson, 1972). La concentration est ensuite mesurée en utilisant la méthode colorimétrique « au bleu » de Murphy et Riley (Photo 5-b) avec le molybdate d'ammonium (Murphy and Riley, 1962). En effet, les ions orthophosphates en solution réagissent avec les ions molybdates en formant un complexe coloré (bleu) mesuré à une longueur d'onde propre au spectrophotomètre (882 nm). Après cela,

on calcule la teneur de P total présente dans le sol à partir de la concentration mesurée par colorimétrie et le volume de la solution de molybdate d'ammonium utilisé (Annexe 8).

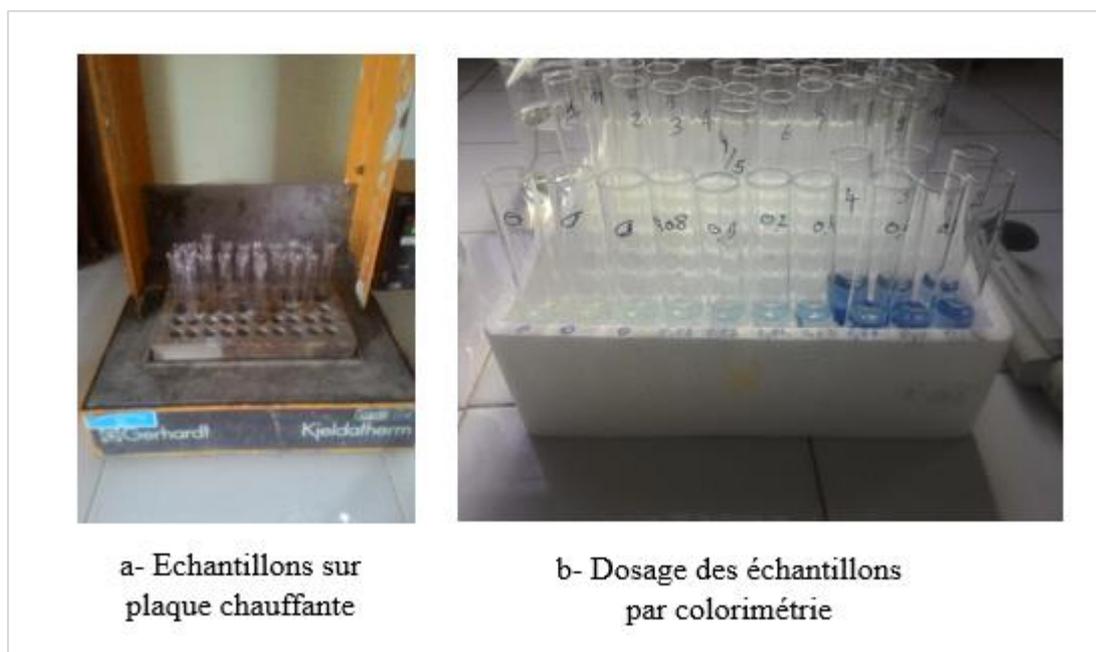


Photo 5: Analyse de la teneur en phosphore des sols
(Cliché de : B. Andrianary)

2.3.1.4. *Calcul des stocks de phosphore total des échantillons de sol prélevés*
Semblable à celle de N, le stock de P est calculé suivant cette équation :

$$STP_s = TP_{30} \times \overline{Da} \times 0.3 \times (1 - \overline{CF}) \quad (\text{eq.14})$$

Avec:

STP_s le stock de P total par unité de surface ($MgP.ha^{-1}$),

TP_{30} la teneur en P total ($gP.kg^{-1}$) sur 30 cm

\overline{Da} est la moyenne de la densité apparente ($g.cm^{-3}$) sur 30 cm

\overline{CF} est la moyenne du pourcentage de refus sur 30 cm

Pour chaque point de prélèvement, les stocks de P ont été calculés sur 1 seul horizon pour le P (0-30 cm). On a obtenu ainsi, 27 stocks de P total pour nos données de terrain.

2.3.1.5. *Calcul des stocks de phosphore total à partir des données de VALSOL Madagascar*

La formule appliquée pour calculer les stocks est la suivante du fait que Razafimahatratra (2011) n' a pas considéré les refus lors de sa thèse :

$$STP_s = \sum_{i=1}^k [TNi \times Dai \times Ei] \quad (\text{eq.15})$$

Avec: STN_s le stock de P total par unité de surface (MgP.ha⁻¹),

TNi la teneur en P total de l'horizon *i* (gP.kg⁻¹),

Dai est la densité apparente (g.cm⁻³) de l'horizon *i*,

Ei est l'épaisseur de l'horizon *i* (m),

Les 3 horizons considérés sont ceux du 0-10 cm, 10-20 cm et 20-30 cm. Au total, 6 stocks de P ont été calculés à partir des données disponibles dans notre base de données nationales pour notre zone d'étude.

Au total, 33 stocks de P total (n = 27 + 6) ont été utilisés comme données de base pour la cartographie de P.

2.3.1.6. Construction de modèle cartographique

2.3.1.6.1. Préparation des variables spatiales de prédiction

Les mêmes variables que celui de la cartographie de l'azote (cf. section 2.2.1.6.1 dans le chapitre 4) ont été utilisées pour le P total (Tableau 9).

2.3.1.6.2. Construction de modèle spatial de phosphore

L'outil choisi est le même utilisé pour la cartographie de N et C de ce manuscrit. Cependant, une méthode différente de la construction de modèle a été utilisée du fait du nombre limité des données de stocks (n = 33).

Nous avons opté pour une validation croisée répétée à 10 fois pour la construction du modèle et évaluer la qualité du modèle avec le R² et le RSME de chaque validation (Grinand et al., 2017). Cette méthode consiste à séparer nos données en 10 groupes d'échantillons, puis on sélectionne un des 10 groupes pour la validation du modèle et les 9 autres groupes pour la calibration, puis on répète l'opération jusqu'à ce que tous les groupes d'échantillons ont été sélectionnés comme un ensemble de validation (Jiang and Wang, 2017).

Le modèle avec le R² le plus élevé et un RMSE faible est le plus adéquate ; de ce fait, plusieurs test de calibration ont été effectués en changeant les paramètres par défaut du modèle pour obtenir le meilleur modèle (Grinand et al., 2017; Viscarra Rossel and Bui, 2016; Wang et al., 2013)

2.3.1.6.3. Evaluation de l'importance des variables

Les mêmes indicateurs (VSURF et %IncMSE) mentionnés dans le sous chapitre d'azote (chapitre 4, section 2.2) a été utilisé pour l'évaluation des variables importantes pour le modèle de P total (Section 2.2.1.6.3).

2.3.1.7. *Cartographie du phosphore et incertitude*

Une fois le modèle de stock de P choisi, une carte des moyennes des cartes produites issues des 10 répétitions de la prédiction issue de la validation croisée a été fournie. La carte d'incertitude de chaque pixel a été aussi produite à partir des 10 modèles de prédiction.

2.3.2. Résultats

2.3.2.1. *Statistiques descriptives des composantes de stocks de phosphore total*

2.3.2.2.1. Densité apparente

Les densités apparentes ont été mesurées pour les 18 échantillons de sol, correspondant à 6 points de prélèvements sur les trois premières couches de sol (0-10, 10-20 et 20-30 cm) pour la thèse de Razafimahatratra (2011), avec une valeur moyenne de $1.42 \pm 0.13 \text{ g.cm}^{-3}$ sur 0-30 cm. Par ailleurs, les densités moyennes sur les 3 horizons ont été calculées pour les 27 points de prélèvement sur terrain du fait que l'analyse des teneurs en P total a été basée sur la teneur moyenne d'un échantillon composite de 0-30 cm. La valeur moyenne de cette densité est de $1.23 \pm 0.15 \text{ g.cm}^{-3}$ (Tableau 14).

Tableau 14: Statistiques descriptives de la densité apparente pour le calcul des stocks de phosphore total

	Profondeur (cm)	N	Moyenne (g.cm⁻³)	Ecart-type (g.cm⁻³)	Minimum (g.cm⁻³)	Maximum (g.cm⁻³)
Terrain	0-30	27	1.23	0.15	0.99	1.52
Razafimah atratra (RN)	0-10	6	1.35	0.12	1.17	1.53
	10-20	6	1.43	0.13	1.31	1.60
	20-30	6	1.49	0.13	1.33	1.65
	0-30	6	1.42	0.13	1.17	1.65

2.3.2.2.2. Pourcentage en élément grossier

Ce paramètre n'a été présent que pour les échantillons prélevés lors de nos travaux de terrain. La valeur moyenne du refus a été également calculée pour assurer le calcul du stock de P sur 0 à 30 cm. Ce paramètre varie de 0 à 14 % avec une moyenne de 2.92 % (Tableau 15).

Tableau 15: Statistiques descriptives du pourcentage en élément grossier pour le calcul des stocks de phosphore total

	Profondeur (cm)	n	Moyenne (%)	Ecart-type (%)	Minimum (%)	Maximum (%)
Terrain	0-30	27	2.92	3.86	0	14.21

2.3.2.2.3. Teneur en phosphore total

La teneur moyenne du P total pour les échantillons composites de 0 à 30 cm de profondeur lors de nos travaux de terrains est de $0.55 \pm 0.35 \text{ gP.kg}^{-1}$. L'étude de Razafimahatratra (2011) sur les 6 points de prélèvements a donné une valeur variant de $0.45 \pm 0.21 \text{ gP.kg}^{-1}$ pour 0-10 cm, $0.30 \pm 0.09 \text{ gP.kg}^{-1}$ pour 10-20 cm et $0.44 \pm 0.16 \text{ gP.kg}^{-1}$ pour 20-30cm (Tableau 16).

Tableau 16: Statistiques descriptives de la teneur en phosphore total

	Profondeur (cm)	n	Moyenne (gP.kg ⁻¹)	Ecart-type (gP.kg ⁻¹)	Minimum (gP.kg ⁻¹)	Maximum (gP.kg ⁻¹)
Terrain	0-30	27	0.55	0.35	0.01	1.42
Razafimah	0-10	6	0.45	0.21	0.27	0.84
atratra	10-20	6	0.30	0.09	0.21	0.43
(RN)	20-30	6	0.44	0.16	0.18	0.61
	0-30	6	0.40	0.15	0.18	0.84

2.3.2.2. Stock de phosphore total du sol

Pour les 33 points de stocks utilisés pour la cartographie, on a une valeur moyenne de stock de P total de 1.81 ± 0.73 MgP.ha⁻¹. Suivant les études, nos travaux de terrains (n = 27) ont donné un stock de P moyen de 1.96 ± 1.26 MgP.ha⁻¹ (Tableau 17). Pour la thèse de Razafimahatratra (2011), la valeur moyenne calculée à partir de la somme des stocks des 3 horizons est de 1.66 ± 0.20 MgP.ha⁻¹ (Annexe 9).

Tableau 17: Statistiques descriptives des stocks de phosphore total

	Profondeur (cm)	n	Moyenne (MgP.ha ⁻¹)	Ecart-type (MgP.ha ⁻¹)	Minimum (MgP.ha ⁻¹)	Maximum (MgP.ha ⁻¹)
Terrain	0-30	27	1.96	1.26	0.05	5.18
Razafimah	0-10	6	0.60	0.22	0.41	0.99
atratra	10-20	6	0.39	0.14	0.31	0.64
(RN)	20-30	6	0.67	0.25	0.24	0.90
	0-30	6	1.66	0.20	0.24	0.99
TOTAL	0-30	33	1.81	0.73	0.05	5.18

2.3.2.3. Modèle de distribution spatiale du phosphore

Pour le cas du meilleur modèle obtenu pour la prédiction des stocks de P (n = 33), après une validation croisée, on a produit un modèle avec un R² de 0.22 et le RMSE à 1.05 (Figure 35). Notre modèle surestime les valeurs de stocks de P supérieures à 3 MgP.ha⁻¹. Les variables prédictives les plus importantes pour le modèle sont le type de sol (Pedo) et la température (MAT) avec une importance respective de 0.29 et de 0.14. L'importance des autres variables du modèle sont de : 0.10 pour la précipitation et l'altitude, 0.07 pour le NIRI, 0.05 pour le NDWI et le AGB, 0.03 pour le NDVI, 0.02 pour la pente et l'occupation des sols, et -0.01 pour la couverture du sol (Figure 36).

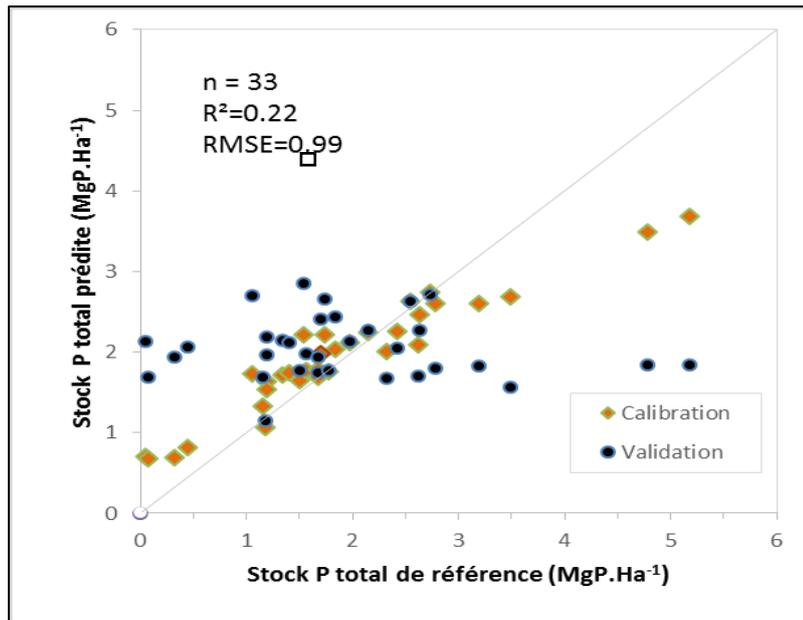


Figure 35: Validation du modèle spatiale des stocks de phosphore total du sol

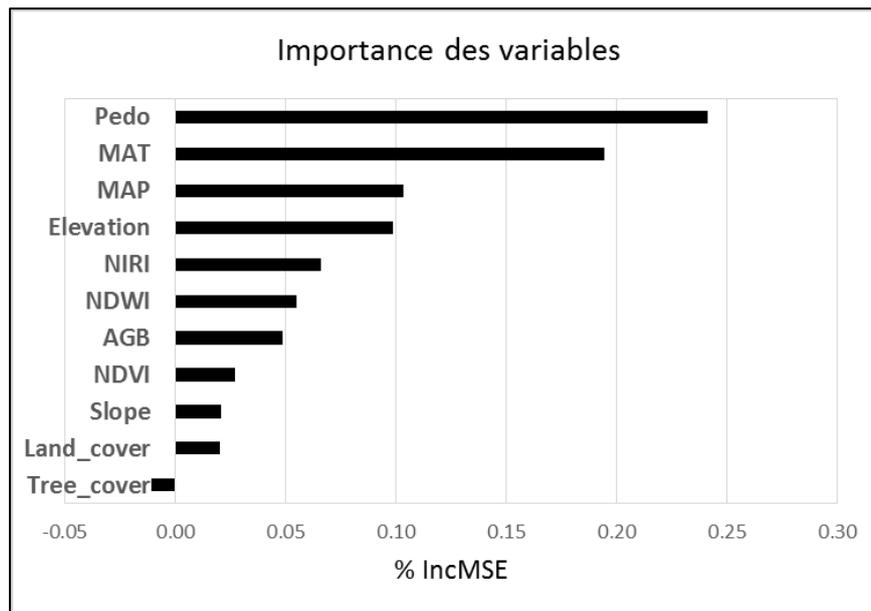


Figure 36 : Importance des variables pour le modèle spatiale des stocks de phosphore total du sol

2.3.2.4. Carte de stock de phosphore des sols et incertitude

La carte de stock de P total du sol produite sur 0-30 cm avec notre modèle a une valeur variant de 0.78 à 3.26 MgP.ha⁻¹ avec une moyenne de 2.22 ± 0.30 MgP.ha⁻¹. Le stock total de P sur notre zone d'étude est de 2.23 ± 0.55 GgP. Des pixels non prédits se trouvent sur notre carte (Figure 37).

La carte d'incertitude (Figure 38) produite a une moyenne d'erreur de 0.23 ± 0.07 MgP.ha⁻¹, elle varie de 0.04 à 0.59 MgN.ha⁻¹.

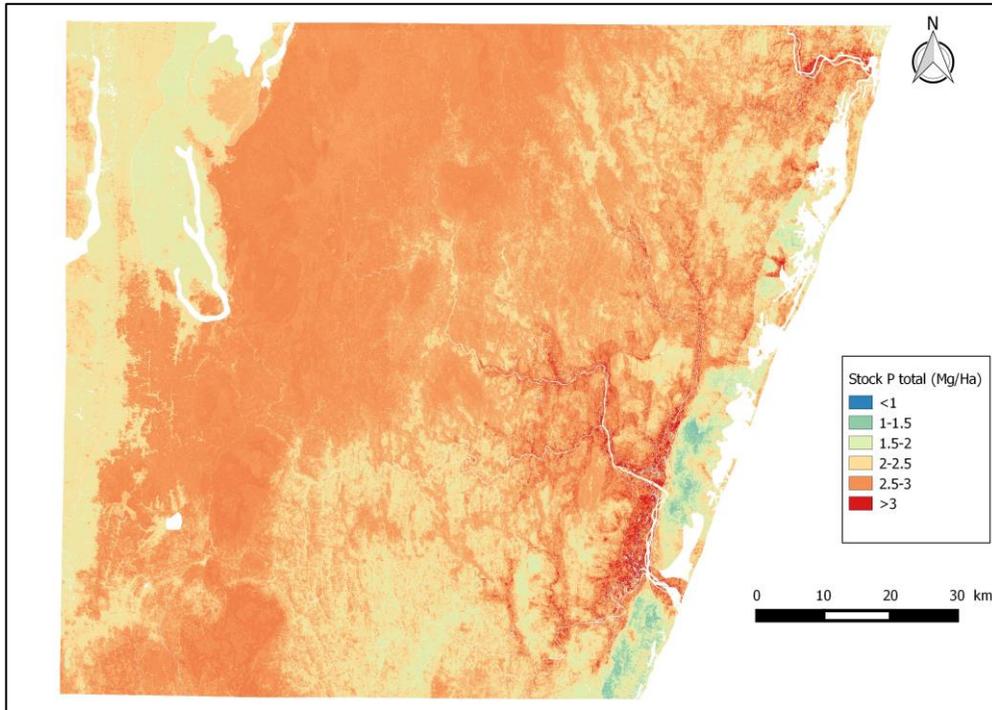


Figure 37: Carte des stocks de phosphore total du sol

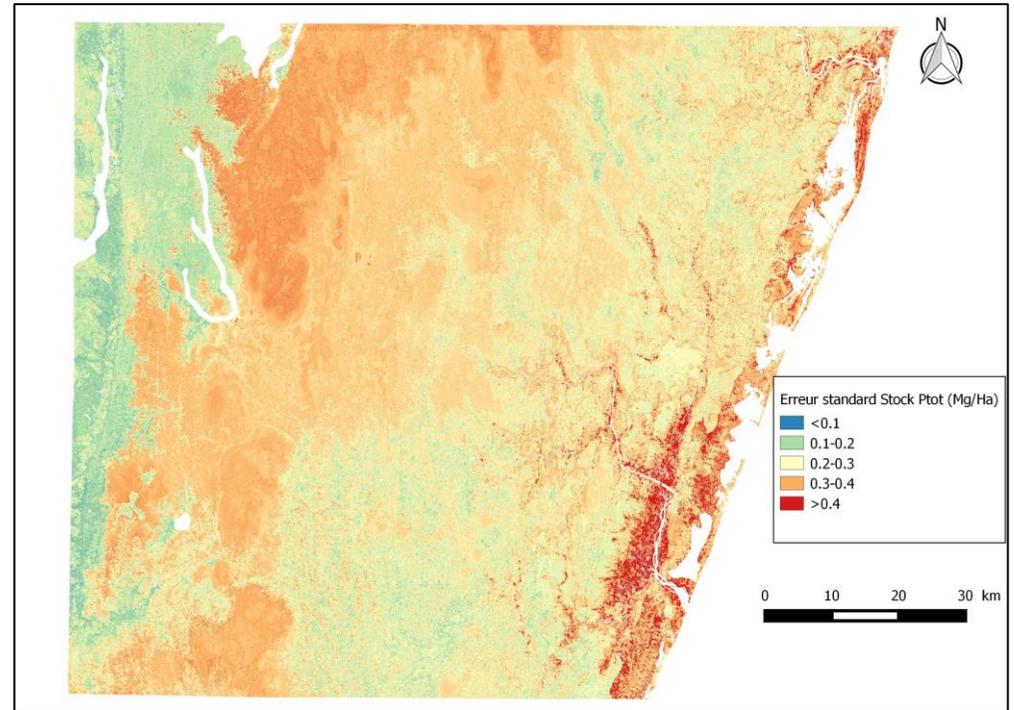


Figure 38: Carte d'incertitude des stocks de phosphore total du sol

2.3.3. Discussions

2.3.3.1. Variables importantes pour le modèle

Pour le cas du P total, les variables les plus importantes définies par VSURF pour le modèle sont le type de sol et une variable climatique, la température. Viscarra Rossel and Bui (2016) a montré lors de la cartographie du stock de P total des sols de l'Australie qu'en effet, la température, la précipitation moyenne ainsi que la composition minérale du sol sont les variables les plus importantes avec l'évapotranspiration et la roche mère.

Pour notre modèle, le type de sol fait partie des plus importantes du fait que, la source de P dans le sol est presque entièrement géologique à partir des roches mères, et la quantité du P dans le sol dépend donc de la libération du P dans ces matériaux parentales pendant la pédogenèse (McBeath et al., 2006). L'abondance en P est d'abord reliée aux teneurs des minéraux phosphatés contenus dans les roches, puis ensuite au degré d'altération subit par les roches dont la température (Gray and Murphy, 1999). De plus, à Madagascar, pour les sols ferralitiques, les ions phosphates sont associés en particulier aux minéraux ayant des oxydes et hydroxydes de Fer (goethite et hématite) et d'aluminium (gibbsite) (Ramaroson et al., 2017).

On peut également expliquer la présence de la température en tant que variable importante dans le modèle du fait que les variables climatiques (température et précipitation) avec le pH et la composition minéralogique du sol conditionnent la disponibilité du P dans le sol (Waithaisong et al., 2014). En effet, la température joue également le rôle de facteur d'altération de la roche mère qui libère les minéraux phosphatés. D'après Simon et Schuster (1978) l'abondance en P est d'abord reliée aux teneurs des minéraux phosphatés contenus dans les roches, puis ensuite au degré d'altération subit par les roches.

Par rapport aux autres modèles spatiaux de C et de N, seul la variable température est incluse en tant que variable importante car elle est ici interprétée en tant que variable d'altération de la roche mère pour le P (Lin et al., 2009) mais aussi, d'altération de la MO pour le C et le N. La source de P inorganique peut éventuellement être obtenue à partir de la minéralisation des apports des MO exogènes ou des litières. Il peut représenter jusqu'à 30 – 65 % du P total du sol (Daly et al., 2017).

2.3.3.2. Prédiction du stock de phosphore des sols

La moyenne de stock de P total produite avec notre modèle de 2.22 MgP.ha⁻¹ est supérieure à la moyenne prédite par Viscarra Rossel and Bui (2016) pour la cartographie des stocks de P total de l'Australie variant de 0.83 à 1.25 MgP.ha⁻¹. Par rapport aux données locales, notre valeur est également supérieure à celle trouvée par Raharimalala (2013) variant de 1.08 à 1.49 MgP.ha⁻¹ en partant de l'analyse de 142 points de prélèvement dans tous Madagascar. Notre valeur très haute s'explique par la faiblesse de notre modèle avec un R² de 0.22 due à une faible disponibilité de données et qui a tendance à surestimer les données de stocks. La faiblesse du modèle est due au nombre de point disponible pour notre modélisation (n = 33) comparé à 1 315 points pour Viscarra Rossel and Bui (2016) et a donné un R² de 0.49 et un RMSE de 1.31.

Notre modèle nous amène à une erreur de prédiction considérable pour la cartographie numérique qui a prédit un stock total de 2.23 GgP sur la zone.

2.3.3.3. Limites de la carte de phosphore

Les incertitudes liées à la carte de P total du sol se trouvent également sur les erreurs de calculs de stocks de P. Ces derniers ont été déterminés sur un échantillon composite de 0 à 30 cm qui a tendance à donner des valeurs plus haute par rapport aux données de Razafimahatratra (2011) à l'Est de Madagascar. La plus grande incertitude se trouve au niveau de notre modèle qui malgré qu'il ait été construit sur la totalité des données disponibles, a produit un modèle très faible et conduit à une erreur considérable sur les stocks de P total de notre zone d'étude. Cette faiblesse peut aussi s'expliquer par l'importance de notre variable de prédiction qui est le type de sol, une variable qualitative. La plupart des auteurs de cartographie numérique des sols opte plutôt à des variables quantitatives pour de meilleurs modèle de prédiction (Cheng et al., 2016; Grinand et al., 2017; Viscarra Rossel and Bui, 2016; Wang et al., 2013, 2017).

2.4. Conclusion

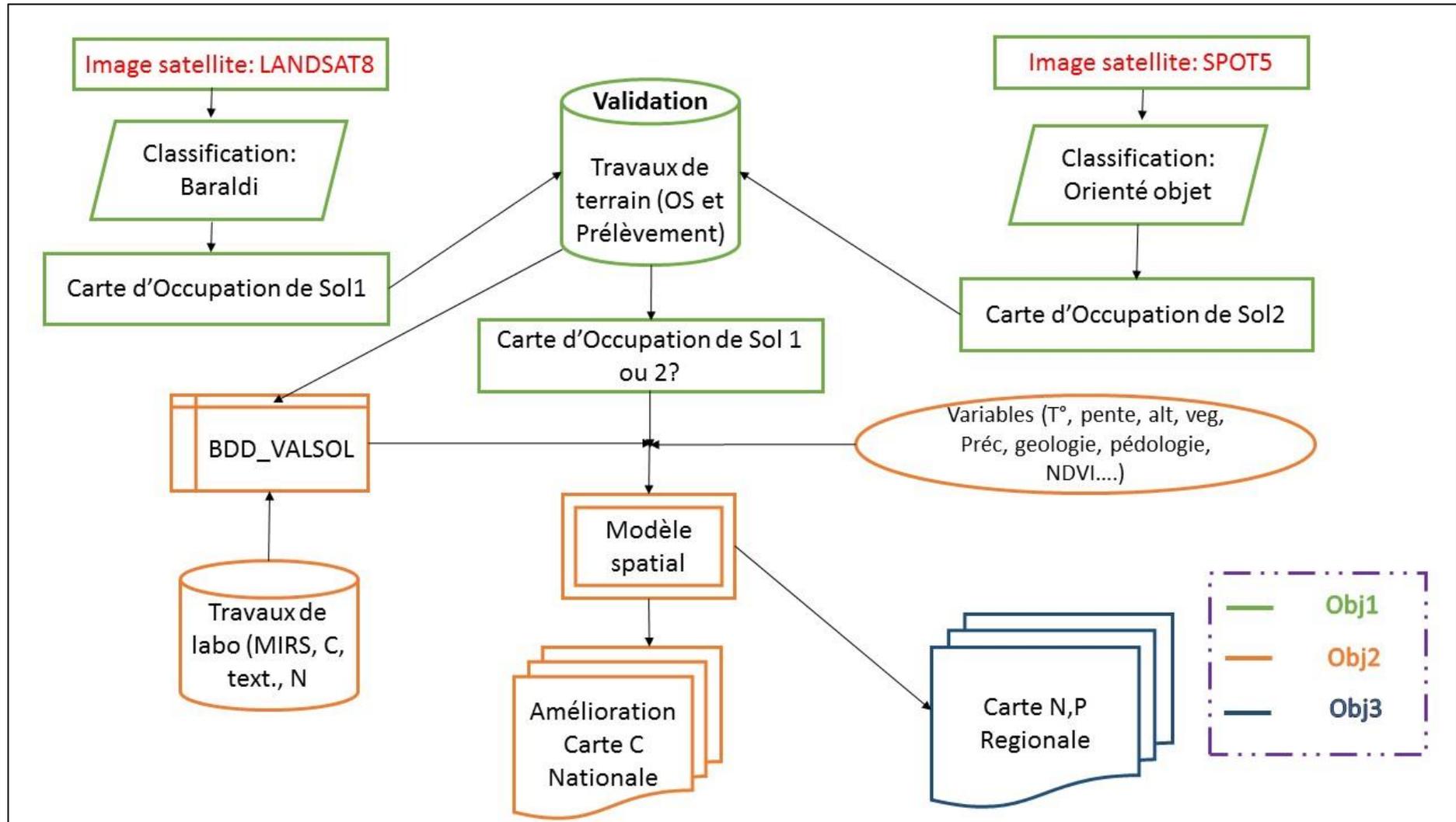
Cette étude menée à l'Est de Madagascar a permis d'appliquer une méthodologie innovante de la spatialisation des propriétés des sols sur les stocks de N et de P total des sols sur 0-30 cm. Les résultats ont permis de montrer que: (i) les variables spatiales prédictives des modèles spatiaux de N et de P des sols sont différentes ; (ii) la performance des modèles varie selon le nombre de données de stocks d'entrée de N et de P dans la calibration. Cependant, la méthodologie montre certaines limites dues aux incertitudes présentes tout au long de la modélisation incluant, les données de calcul des stocks de N et de P et le nombre limité de données. La carte de N produite est acceptable si on se réfère à certaines cartes publiées dans le domaine de la cartographie tandis qu'une amélioration du modèle est requise pour la carte de P ; néanmoins, le perfectionnement de ces modèles peut se faire dans le temps en fonction de l'alimentation des données de stocks et d'autres variables spatiales disponibles de préférence numérique.

3. Conclusion partielle du chapitre

Les estimations des stocks de N total et de P total des sols sur 0-30 cm de l'Est de Madagascar présentées dans cette étude sont la première évaluation de la répartition spatiale de ces propriétés des sols à Madagascar. Elle constitue également la valorisation des données pédologiques incluant la carte pédologique et les teneurs en C et N présente dans *VALSOL-Madagascar* pour la production de ces cartes thématiques de sol. Nous avons vu que malgré les données utilisées, le modèle obtenue est faible pour la prédiction de stock de N alors que la plupart de ces valeurs ont été calculées à partir des données de stocks de C utilisées lors de la spatialisation du C à l'échelle nationale. Pour le P, le modèle est mauvais sur notre échelle d'étude du fait d'une faible quantité de données de stock de P dans notre base. Toutefois on peut toujours considérer les résultats de cette étude pour améliorer d'avantage la cartographie de N et de P de Madagascar afin d'orienter les politiques agricoles et environnementales.

Chapitre 5 : Discussion générale et perspectives

1. Schéma récapitulatif de la démarche de la thèse



2. Discussions sur les méthodologies

2.1. Quelles cartes d'occupation des sols utiliser ?

Les deux approches de cartographie de l'occupation des sols mentionnées dans le chapitre 2 constituent des méthodes récentes et innovantes pour produire des cartes thématiques spécifiques selon les utilisateurs. De manière générale, les résultats issus des deux traitements d'images sont prometteurs suivant le niveau de validation avec une précision de 82 % pour la classification orientée objet de l'image SPOT 5, et de 80 % pour la classification automatique de l'image Landsat 8.

La reconnaissance de la couverture du sol à partir d'une classification automatique est l'une des recherches méthodologiques importantes en télédétection. L'approche traitant sur le pixel permet de prédire la classe de chaque pixel en se basant sur une certaine mesure d'entrée et permet alors une analyse et une interprétation plus rapide par rapport à d'autres méthodes (Lienou, 2009). Pour l'approche utilisée sur l'image Landsat 8 (30 m de résolution), elle permet de traiter l'image sur une plus grande superficie grâce à la caractéristique de notre image avec une scène de 32 000 km² par image soit plus de 19 scènes Landsat 8 pour couvrir tout Madagascar. Toutefois, les limites de cette approche réside dans le fait que : l'information associée au pixel est d'une expressivité limitée, malgré l'ajout possible de néo-canaux pouvant être associés à une réalité physique (NDWI dans notre cas) (Zhou and Troy, 2008) ; les résultats de classification font apparaître un grand nombre de pixels « isolé », c'est-à-dire des pixels appartenant à une classe donnée et entourés de pixels d'autres classes qui est peu adéquat pour la représentation du paysage (Flanders et al., 2003). L'avantage de cette approche utilisée sur l'image Landsat 8 est que tous les outils utilisés pour la classification sont gratuits contrairement à celle utilisée sur SPOT 5.

Par contre, l'approche orientée objet est une approche particulièrement puissante de traitement d'images puisqu'elle ne traite plus le pixel de manière isolée mais des groupes de pixels (objets) dans leur contexte à différentes échelles de perceptions du paysage (Weng, 2011). Dès lors, les capacités d'extraction de l'information sont considérablement multipliées. L'interprète peut se baser non seulement sur les valeurs spectrales mais aussi sur des paramètres morphologiques (taille, forme, voisinage des objets), ce qui améliore considérablement la qualité de l'information extraite des images à haute résolution spatiale (10 m pour notre cas). Cependant, il est parfois difficile d'appliquer les règles de l'interprète sur des images ou des lieux différents dans le cas d'autres structures de paysage. Dans ce cas, d'autres règles de classification doivent être développées sur ces zones pour une méthode robuste et reproductible (Hofmann et al., 2011). Dans notre cas, les structures du paysage national sont si différentes qu'il paraît peu probable de pouvoir mettre au point une méthodologie unique pour la cartographie de la couverture des sols dans tout Madagascar. Cela nécessite également le traitement d'une importante quantité d'image satellite SPOT 5 pour couvrir toute l'île (n = 162). Ainsi, une adaptation de la règle de classification préétablie dans cette thèse est proposée pour pouvoir l'appliquer à d'autres images satellites (Sentinel-2, SPOT 6&7) ou à d'autres zones.

Pour les deux méthodes, les règles de classifications utilisées n'ont pas considéré la caractérisation des espaces urbains et les routes du fait que ces espaces se confondent davantage avec des sols nus. Toutefois, la classification des sols nus et la forêt sont bonnes pour les deux méthodes ; des améliorations peuvent être encore faites pour les autres classes qui sont reliés aux activités de déforestation très dynamique dans le pays.

On peut dire que l'utilisation de l'approche orientée objet sur SPOT 5 est plus appropriée pour une cartographie thématique du paysage à l'échelle locale, contrairement à l'approche automatique sur Landsat 8 qui est plus appropriée à une étude régionale. Pour notre cas, les classes choisies pour la couverture des sols sont prévues essentiellement pour des zones forestières comme l'Est Malgache, cependant, des classifications sur d'autres taxonomies (*Land Cover Classification System* ou *Corine LandCover*) à partir d'autres images peuvent être aussi effectuées. C'est le cas des images Sentinel-2 de 10 m de résolution ayant une scène de 290 km x 290 km soit 7 images pour pouvoir couvrir tout Madagascar. Quoi qu'il en soit, du fait des traitements d'images récentes avec des classes spécifiques, les cartes que nous avons produites par ces deux approches peuvent être utilisées sur la cartographie numérique de sols.

2.2. Utiliser la carte nationale de stock de carbone jusqu'à quelle échelle ?

La mise en œuvre de techniques de cartographie numériques des sols a permis d'établir une procédure complète de prédiction des stocks de C des sols malgaches. Les grandes étapes ont été l'élaboration du modèle de prédiction à partir des données de stocks de C dans *VALSOL-Madagascar* sur 0-30 cm et des variables spatiales exhaustives disponibles à l'échelle nationale, et la validation issue de données indépendantes du modèle. La méthodologie adoptée a été renseignée de manière précise, ce qui permet d'assurer sa traçabilité et sa répétabilité. Il sera notamment possible et relativement simple de mettre à jour et préciser les prédictions si de nouvelles données pédologiques ou variables environnementales prédictives sont disponibles.

La résolution des variables spatiales utilisées pour notre approche varie de 30 m à 1 km mais la résolution la plus fine a été choisie dans le but de ne pas altérer les valeurs exactes des pixels plus grandes. Avec l'essor important de l'offre en ces variables spatiales et le développement des bases de données pédologiques, les principales difficultés de cette méthodologie réside au niveau du changement d'échelle (Lagacherie et al., 2013). En effet, à chacune des échelles correspondent divers enjeux : (i) pour une échelle locale ou à une échelle de la parcelle, les cartes de C sont souvent destinées à la gestion de la fertilité ; (ii) sur une plus grande échelle régionale, ces cartes peuvent être destinées à l'aménagement du territoire, et (iii) sur une échelle nationale, pour une finalité de la mise en œuvre de politique et de stratégie internationale sur le plan climatique.

Pour notre cas, l'hétérogénéité des systèmes de couverture végétale et des types de sols selon les écorégions peuvent mettre en défaut ces modèles sur une plus petite échelle. Les essais de cartographie des stocks de C des sols du Sud-Est malagasy sur une échelle régionale par Grinand et al. (2017) a donné un modèle de R^2 de 0.72 et de RMSE de $14.4 \text{ MgC} \cdot \text{ha}^{-1}$ en utilisant

n = 90 points sur 3 950 km² soit un rapport de 44 km²/point de prédiction pour une méthode de validation croisée. Les variables les plus importantes pour ce cas demeuraient les variables climatiques (MAP et MAT). Pour Razakamanarivo et al. (2011) lors de la cartographie des stocks de C des sols sous eucalyptus à une échelle locale, en utilisant 41 points sur 30 km² soit 0.7 km²/point de prédiction, l'auteur a obtenu un modèle avec un R² de 0.61 et un RMSE de 11.8 MgC.ha⁻¹ en validation interne. L'altitude a été la variable la plus importante pour le modèle. Les caractéristiques de ces modèles sont résumées dans le Tableau 18.

Tableau 18: Tableau comparatif des modèles spatiaux de stocks de carbone organique des sols sous différents échelles

Echelle	n	Surface (km ²)	Rapport (km ² /point)	R ²	RMSE (MgC.ha ⁻¹)	Variables importantes	Auteur
Nationale	1193	587 000	492	0.59	25.8	MAP-MAT- Elevation NDVI	Ramifehiarivo et al., 2017
Régionale	90	3 950	44	0.72	14.4	MAP- MAT	Grinand et al., 2017
Locale	41	30	0.7	0.61	11.8	Altitude	Razakamanarivo et al., 2011

Par rapport à notre modèle spatial national, la plupart des variables importantes mentionnées par les deux précédents auteurs ont été inclus en tant que variable prédictive pendant la production de notre carte nationale, malgré un R² plus faible et un RMSE plus élevée. L'avantage de notre méthode de cartographie a été la méthode de validation externe par rapport à celle utilisée pour les deux autres échelles en validation interne. On peut dire que notre modèle national validé extérieurement est utilisable sur des échelles plus petites : régionales que locales ; néanmoins, pour plus de précision sur ces échelles, il apparaît nécessaire d'adapter et d'améliorer ce modèle par rapport à des données locales de stocks plus condensées et des variables spatiales climatiques et topographiques précises.

2.3. Une carte de stock d'azote régionale déterminée par le rapport carbone/azote ?

La cartographie prédictive du stock de N total des sols de l'Est de Madagascar a été réalisée sur 0-30 cm. Les variables les plus importantes pour la prédiction ont été ceux en relation avec la décomposition de la MO dont : la couverture végétale, le NDWI, la température, la précipitation moyenne annuelle et l'altitude. L'une des défis méthodologiques proposée par la cartographie numérique des sols est de mieux intégrer le savoir pédologique dans les fonctions d'estimation spatiales des sols (Lagacherie et al., 2013). Pour la cartographie numérique des stocks de N total du sol, l'utilisation du rapport C/N par une équation de régression (R² = 0.92) a permis de générer 79 % des données de teneur en N total des sols à partir des teneurs de C total disponibles dans *VALSOL-Madagascar*. Malgré cela, on a eu un modèle assez faible avec

un R^2 de 0.49 et RMSE de 1.01 MgN.ha^{-1} sachant qu'en se basant sur le rapport de surface modélisé par point de prédiction, les données de stocks de N ont été plus importantes ($83 \text{ km}^2/\text{point}$) par rapport aux données de stocks de C à l'échelle nationale ($492 \text{ km}^2/\text{point}$) publiées dans Ramifehiarivo et al. (2017). Dans ce sens, un exercice de comparaison des fréquences des pixels générés par la carte de C sur la même zone d'étude (Figure 39) extraite à partir de la carte de C nationale d'un côté, par rapport à celles générés par la carte de N du sol produite (cf. Figure 34 dans la section 2.2.3.2 du chapitre 4) de l'autre côté a été effectué. Celui-ci a montré une différence de l'allure des deux courbes. En effet, les deux courbes présentent en même temps deux pics de pixels, mais il y a une grande différence entre les valeurs des fréquences de chaque pic ; ceux de la carte de N total sont de 800 et 150 pour les deux pics par rapport à la carte de C avec une fréquence de 475 et 525.

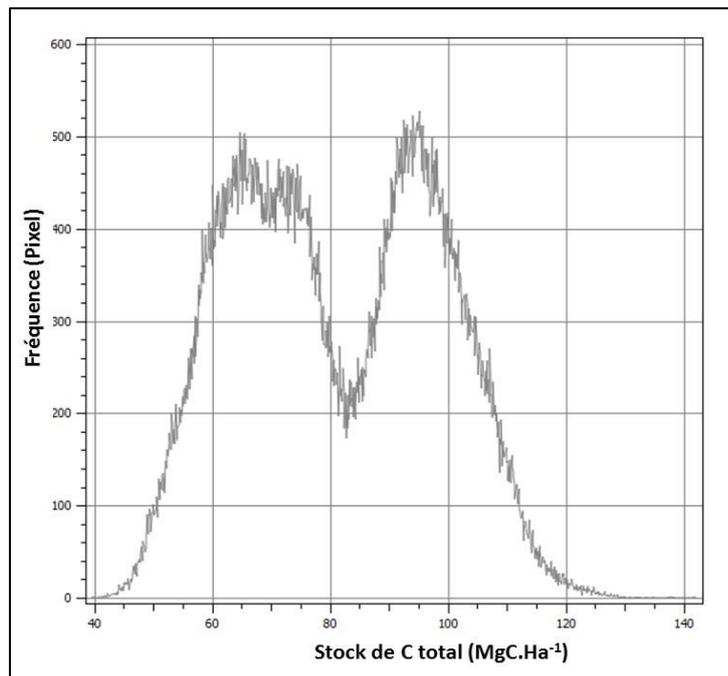


Figure 39: Fréquence des pixels de la carte des stocks de carbone total de Moramanga-Brickaville selon la carte nationale de Ramifehiarivo et al.(2017)

En comparant les valeurs de C et de N de 10 000 pixels répartis sur notre zone d'étude on observe deux sets de données dont le premier suit une courbe de régression C/N et un deuxième set de données en dessous de la ligne de régression qui procure à la régression un R^2 faible de 0.17.

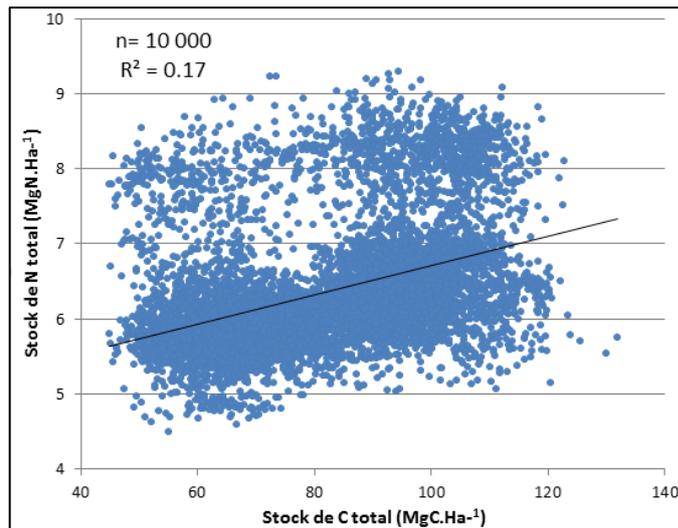


Figure 40: Comparaison des stocks d'azote et de carbone total par le rapport carbone/azote

On peut constater par rapport à cette figure (Figure 40) que la cartographie du stock de N à partir des cartes de C ne peut pas se faire par rapport à nos données à cause du deuxième set de nos données. On peut expliquer cela par l'effet de la modélisation à partir des 30 % des données de base dont la teneur en N total a été analysé chimiquement. Toutefois, la régression remarquée sur le premier set de point nous met une autre voie de recherche sur le rapport C/N en stock qui pourrait-être utilisée pour l'estimation des stocks de N à partir de la carte de C des sols.

2.4. Quelles données pour une bonne prédiction du phosphore total ?

L'analyse des variables spatiales importantes pour le modèle de prédiction du P total a montré l'importance du type des sols et de la température moyenne. L'importance de ces variables est logique du fait de l'origine du P total du sol qui principalement est d'origine minéralogique, donc dépend de la minéralisation du matériau parental par les facteurs physico-chimiques dont la température (Gray and Murphy, 1999). Nous avons obtenu un mauvais modèle avec un R^2 très faible de 0.22 et un RSME de 0.11 MgP.ha^{-1} avec une validation croisée des 33 points de stocks. Par rapport à la carte de stock de P total de l'Australie produite par Viscarra Rossel and Bui (2016) avec un rapport de $5\,849 \text{ km}^2/\text{point}$ de prédiction, ces auteurs ont obtenu un R^2 de 0.49 et un RMSE de 1.31 MgP.ha^{-1} . La faiblesse de notre modèle se trouve alors dans l'incapacité des variables spatiales qu'on a utilisée à prédire le P total malgré un rapport de $321 \text{ km}^2/\text{point}$ de prédiction moins élevée. Viscarra Rossel and Bui (2016) ont trouvé que l'évapotranspiration potentielle, la dose radiométrique de gamma et de Potassium K, la précipitation moyenne annuelle, la température et la carte d'argile sont les variables spatiales importantes pour la prédiction de P total. La plupart de ces informations spatiales ne sont pas disponibles à Madagascar. Récemment, des essais de prédiction de P biodisponible à partir des données minéralogiques ont été effectués par Ramaroson et al. (2017) lors de ses travaux de thèses et ses résultats confirment l'importance des hydroxydes de Fe et de Al, la texture du sol et la concentration de Gibbsite et de Kaolinite dans le sol pour la prédiction du P. Il est ainsi important de trouver des variables spatiales de préférence, quantitatives pour suppléer ces données spatiales ou ces données d'analyses en relation directe avec le matériau parental pour

une bonne spatialisation du P des sols malgaches. Quelques pistes sont possibles à partir de données à exploiter sur la relation entre la couleur du sol et sa minéralogie (Madeira, 1991; Madeira et al., 1995), les propriétés minéralogiques étant étroitement liées au déterminisme du P dans le sol (Frossard et al., 1995).

3. Limites de l'étude

3.1. Sur la cartographie de l'occupation des sols

La cartographie de l'occupation du sol n'est pas une représentation parfaite de la réalité au terrain. Comme il y a toujours des erreurs dans les cartes, avant de les utiliser, il est important d'avoir une idée de la précision de ces dernières pour s'assurer qu'elles répondent aux besoins et exigences de l'utilisateur. L'approche d'évaluation de la précision a consisté à utiliser des informations supplémentaires à celles employées dans la production de la carte dont la photo-interprétation par Google Earth. Les cartes dépendent beaucoup de notre intervention sur les caractéristiques des points utilisés lors de la classification alors que ces caractéristiques peuvent changer en fonction des conditions climatiques de la période d'acquisition. Avec cela s'ajoute aussi les erreurs liées aux indices spectraux des images satellites utilisées qui sont tributaires des conditions climatiques de la période. Ceux-ci peuvent induire en erreur nos règles de classification basées essentiellement sur une période sèche quant à l'application de ces méthodes sur une autre période en particulier humide. De plus, nos travaux ont été basés sur la période sèche afin d'avoir moins de nuages sur les images satellites.

3.2. Sur la cartographie des stocks de carbone à l'échelle nationale

Etant donné qu'il s'agit d'un travail à l'échelle du pays, les limites se trouvent essentiellement sur les données utilisées. La première limite correspond à la mesure des stocks de C total des sols utilisés dans *VALSOL-Madagascar* qui diffèrent selon les projets de recherche. Il est important de rappeler que cette mesure dépend du mode de prélèvement des sols sur terrain et des mesures en laboratoire qui peuvent donner des erreurs acceptables par rapport à la mesure réel sur le terrain. Par exemple, les données de stocks de C de Razafimahatratra (2011) utilisées lors de la modélisation proviennent de prélèvements par carottier et non à l'aide de cylindre pour l'estimation de la densité apparente, ainsi les refus n'ont pas été considérés. Ou encore, les données de teneur en C venant du PERR-FH (www.perr-fh-mada.net/) ont été seulement calculées à partir du modèle MIRS.

La seconde limite correspond aux données spatiales utilisées. En effet, comme notre carte de C dépend essentiellement des données climatiques, topographiques et végétales, le changement des stocks correspond à la variabilité de ces données qui ont des résolutions d'origine différentes : 1 km pour les données climatiques, 90 m pour l'altitude, et 30 m pour le NDVI. Une résolution plus fine serait alors nécessaire sur ces données afin d'affiner le modèle national.

La troisième limite se trouve au niveau de la prédiction des stocks de C dans les zones où la densité des points dans *VALSOL-Madagascar* reste faible. On remarque que malgré que le type

de sols ne fait pas partie des variables importantes pour la prédiction des stocks de C total du sol, on a une faible quantité de données de stocks de C ($n < 10$) dans les sols fersiallitiques, les sols évolués, les podzols et les vertisols.

3.3. Sur la cartographie des stocks d'azote total à l'échelle régionale

Des travaux de terrains plus récents ont été effectués sur l'Est de Madagascar pour avoir les caractéristiques physico-chimiques et environnementales des points représentatifs de la zone. La principale limite se trouve au niveau de la détermination des teneurs en azote des échantillons prélevés sur le terrain et ceux des données disponibles dans *VALSOL-Madagascar*. Pour les échantillons prélevés sur terrain, la modélisation par MIRS de la teneur en N infère des erreurs de prédiction de la teneur en N sur les échantillons non analysés par la Méthode Kjeldahl (R^2 de 0.67 et RMSE de 0.40 g.kg^{-1} en validation croisée). Pour les données dans *VALSOL-Madagascar*, les teneurs en N n'ont pas été déterminées par voie d'analyse chimique ou par MIRS mais par une équation de régression obtenue à partir du rapport C/N. Cette équation donne également une erreur de prédiction sur les teneurs en N à partir des teneurs en C existantes (R^2 de 0.92 et RMSE de 0.26 g.kg^{-1}).

Avec ces limites s'ajoute également les incertitudes créées à partir des modes de prélèvement des données dans *VALSOL-Madagascar* et la variabilité de la résolution spatiale des variables importantes du modèle de prédiction.

3.4. Sur la cartographie des stocks de phosphore total à l'échelle régionale

Les limites rencontrées pour la cartographie des stocks de P total sont surtout liées à l'incapacité des variables spatiales disponibles utilisées à prédire le P total du sol du fait que la variable la plus importante (Type de sols) soit une variable qualitative. La faiblesse du modèle est aussi liée à une faible quantité de données d'entrée ($n = 33$) lors de la calibration malgré que ces données soient considérées comme représentatives de la zone d'étude. Il y a aussi les incertitudes liées au calcul des stocks de P pour nos données de terrain et les données dans *VALSOL-Madagascar*. Les stocks de P sur nos données ont été calculés à partir de la teneur de P sur 0-30 cm analysée sur un échantillon composite des 3 profondeurs 0-10 cm, 10-20 cm et 20-30 cm. La densité apparente ainsi que les refus considérés étaient les moyennes sur les 3 profondeurs d'étude. Contrairement à celui utilisée sur les échantillons de Razafimahatratra (2011), le calcul des stocks de P s'est fait sur chaque profondeur mais sans intégrer les refus.

4. Perspectives de l'étude

4.1. Une carte d'occupation des sols à l'échelle nationale

Par rapport aux résultats de la cartographie des sols de cette étude, l'expansion de nouveaux types d'images satellites multi-spectrales plus précises comme Sentinel-2 (10 m de résolution) et de fauchée plus grande (290 km x 290 km) nous incite à adapter nos méthodes sur les bandes spectrales de ces images. Cependant, cela nous amène à redéfinir les classes d'occupations des

sols suivant l'objectif de l'utilisation de la carte, et à effectuer des travaux de terrains plus réguliers quant à la validation des méthodes. La carte produite serait alors importante pour toute activité d'aménagement du territoire à tous les échelles dans un but environnementale ou agricole à Madagascar.

Une opportunité aussi se présente du fait que, l'évolution de la télédétection dans le pays a incité le comité intersectoriel de la télédétection à Madagascar (CITM) en collaboration avec l'IRD a discuté sur un projet d'installation d'un pôle de réception d'image satellite d'ici 2019, ce qui facilitera l'acquisition des images satellites nécessaire pour les futurs travaux. Toujours dans un esprit de proposer un outil de précision de la répartition spatiale des caractéristiques des sols malgaches, une amélioration de l'échelle de la carte pédologique des sols malgaches ou encore la création d'une carte de texture peuvent être considérés en utilisant une carte d'occupation des sols plus précise combinée avec les données pédologiques existantes dans *VALSOL-Madagascar*.

4.2. Une carte de carbone des sols pour la mise en action de l'initiative 4 pour 1000

L'initiative 4 pour 1000 est une initiative qui promeut une bonne gestion des sols pour aider à l'atténuation des changements climatiques. Sachant que les stocks de C des sols varient par rapport aux pratiques de la population, la carte de C des sols qu'on a produite est un élément clé pour la prise de décision sur la mise en place d'une bonne gestion des sols agricoles ou forestiers du pays. Comme exemple de l'application de cette carte, les pratiques agricoles dans les localités avec des stocks de C plus faible doivent être orientées vers des pratiques plus séquestrant en C, tandis que les zones à forte potentialité de séquestration (ex : forêt) doivent strictement être protégés contre tout changement d'occupation des sols.

Cependant, des améliorations peuvent être encore effectuées sur notre modèle en fonction de l'alimentation des données dans *VALSOL-Madagascar*, la précision des variables spatiales produites par les recherches internationales et le développement des nouvelles techniques de prédiction des propriétés des sols. Comme exemple d'amélioration, on peut utiliser les méthodes proposées par le programme : GlobalSoilMap (www.globalsoilmap.com). Ce programme regroupant les experts en cartographie numérique des sols du monde vise à proposer les meilleures méthodes de cartographie numérique de C des sols adaptables à chaque échelle en fonction des données d'entrée disponibles avec la production des incertitudes de la carte.

4.3. Une cartographie de l'azote à une échelle nationale

La détermination de la teneur en N des échantillons de sols utilisés pour la cartographie des C sols à l'échelle nationale sera un tremplin pour la modélisation de N. Ceci est important dans la mesure ou la détermination de ces teneurs se fasse par une analyse chimique, ou une analyse spectroscopique mais avec un modèle plus robuste pour diminuer les incertitudes. Dans le but d'avoir une carte avec moins d'incertitude, choisir les travaux avec la même méthode de prélèvement est proposée. Cela nous permettra alors de définir une carte de rapport C/N des

sols malgaches sur 0-30 cm qui peut être utilisé pour évaluer l'évolution de la minéralisation des MO des sols d'une zone donnée. Cette dernière nous permettra toujours d'orienter les pratiques agricoles et environnementales adéquates dans une optique de sécurité alimentaire et de changement climatique.

4.4. Amélioration de la prédiction des stocks de phosphore total par des variables spatiales minéralogiques

Par rapport à nos résultats, la recherche pourrait s'orienter vers une spatialisation des propriétés minéralogiques des sols notamment les teneurs en Gibbsite, en Kaolinite, en Al ou Fe des sols par la cartographie numérique des sols. La spatialisation de ces données peut nous conduire à un bon modèle de prédiction de P sur les sols malgaches. Comme la recherche du P malagasy se fait aussi généralement en milieu agricole, les études sur les autres milieux sont encouragées afin d'améliorer notre modèle. Cependant, la recherche d'autre variable spatiale existante en relation avec le matériau parental est proposée comme l'exemple de la concentration en Potassium, en Thorium et en Uranium de la zone d'étude.

4.5. Diffusion des résultats au niveau nationale

Dans l'optique du développement de l'agriculture à Madagascar, l'utilisation et surtout la diffusion des cartes produites lors de cette thèse, ou des cartes améliorées après cette thèse serait un élément indispensable pour les agriculteurs, les décideurs et les chercheurs. Comme mentionné précédemment, ces cartes peuvent servir d'élément de réponses pour pouvoir orienter les types de culture ainsi que les pratiques agricoles efficaces d'une zone ou une parcelle donnée en recueillant toutes les données climatiques, pédologiques et topographiques y afférent. Elles peuvent être également une source de création de nouvelles zones potentielles d'investissement agricoles pour augmenter la production à Madagascar.

Par ailleurs, une collaboration avec le ministère chargée de l'agriculture doit se faire non seulement pour une utilisation immédiate de ces cartes au niveau des centres de services agricoles du pays mais aussi sur une possibilité d'amélioration des données existantes. En effet, par rapport à ce dernier point, le ministère a lancé cette année le projet, « caravane de fertilité » qui consiste à effectuer l'analyse des sols malgaches dans les zones à proximité de la route nationale à l'aide d'un laboratoire d'analyse mobile. Les résultats de ces analyses peuvent être en synergie avec nos acquis et contribuer à la mise en œuvre des différentes initiatives internationales comme le LDN et le 4 pour 1000.

Conclusion générale

A travers cette thèse, nous avons pu proposer plusieurs méthodologies dans le but de produire des cartes numériques de propriétés des sols de précision à Madagascar à différentes échelles. Les méthodes développées tout au long de ce travail sont reproductibles pour une quelconque amélioration des cartes produites selon la disposition des données utilisées. Les outils utilisés ont été également choisis pour être facilement d'accès (gratuit) sur internet.

Les travaux de télédétection nous ont montré que la production de cartes d'occupation des sols à partir des traitements d'images satellites de différentes résolutions (10 m pour SPOT 5 et 30 m pour Landsat 8) peuvent donner des cartes de précision. Ces dernières peuvent être utilisées dans le domaine de la cartographie numérique des sols suivant les échelles d'études. Il a été aussi montré que la cartographie des occupations des sols peut se faire suivant les objectifs de l'utilisateur en particulier sur le choix des occupations à cartographier.

Les travaux de cartographie à travers la modélisation spatiale nous a permis d'améliorer la résolution spatiale de la carte de C à l'échelle nationale à 30 m en utilisant les données existantes dans la base de données *VALSOL-Madagascar*. En se référant à la technique de la cartographie numérique des sols et les données utilisées pour cet étude, la carte produite peut servir de base pour la définition des Baseline carbone demandée actuellement par les différentes conventions internationales agissant dans le domaine de l'agriculture ou du changement climatique (UNCCD, FAO).

L'utilisation de cette même technique a permis de produire une première ébauche d'une carte de N total des sols sur 0-30 cm. La particularité de la carte de N se trouve dans le fait que les données de teneur en N total ont été calculées à partir d'un modèle mettant en relation le rapport de minéralisation C/N. La cartographie des stocks de N des sols à Madagascar est alors prometteuse.

Cependant, du fait de l'insuffisance des données de P, et l'incapacité de modéliser le P total du sol à partir des variables spatiales existantes, des nouveaux essais sont encore à faire pour améliorer la cartographie du P des sols. Les pistes de recherche pour le P se situent à travers la détermination de la teneur en P à partir de la couleur du sol ou de la minéralogie

Dans le cadre de la thèse, on a aussi pu mettre en avant la source et l'ordre de grandeur des incertitudes qui peuvent influencer la spatialisation des propriétés des sols notamment : la manque de données prélevés sur le terrain, la différence entre les méthodes de prélèvement de sols lors des descentes sur le terrain, les erreurs d'analyse chimique et spectroscopique en laboratoire et les erreurs produites lors de la modélisation.

Néanmoins, les méthodes développées au cours de cette thèse constituent un apport important pour le développement de la cartographie numérique des sols dans le monde. Les produits de cette thèse permettent aussi d'orienter les politiques agricoles et environnementales à Madagascar face au défi mondial de sécurité alimentaire et d'atténuation du changement

climatique. Pour cela, la diffusion des produits de ces travaux au niveau national est proposée via les différents centres de services agricoles du pays et les circonscriptions responsables de la protection de l'Environnement au niveau des districts Malagasy. Toutefois il est toujours possible de viser à l'amélioration de ces produits suivant la disponibilité des données spatiales et ponctuelles existantes au niveau des ministères chargés de l'agriculture, de l'environnement et des mines, ou encore au niveau des organismes non gouvernementales agissant pour la lutte contre l'insécurité alimentaire et le changement climatique du Pays.

Références

- Achbun, A., Mansour, M., Layelmam, M., Smiej, M.F., 2011. Etude comparative de la classification orientée objet d'une image spot5 pour la cartographie de l'occupation du sol via eCognition® 9. *GEO Obs.* 13.
- ADEME, 2015. Organic carbon in soils: Meeting climate change and food security challenges.
- Afro, P., Despinoy, M., 2010. Traitement d'images satellites SPOT destiné à l'évolution de l'occupation des sols au Nord de Viti Levu, Fidji. *Initiatives Corail pour le Pacifique.* 13.
- Al-Kaisi, M.M., Lal, R., Olson, K.R., Lowery, B., 2017. Chapter 1 - Fundamentals and Functions of Soil Environment, in: *Soil Health and Intensification of Agroecosystems.* Academic Press, pp. 1–23. doi:10.1016/B978-0-12-805317-1.00001-4
- Amiaud, B., Carrère, P., 2012. La multifonctionnalité de la prairie pour la fourniture de services écosystémiques. *Fourrag. Fr. J. Grassl. Forages* 211, 229–238.
- Anderson-Teixeira, K.J., Davis, S.C., Masters, M.D., Delucia, E.H., 2009. Changes in soil organic carbon under biofuel crops. *GCB Bioenergy* 1, 75–96. doi:10.1111/j.1757-1707.2008.01001.x
- Andriamananjara, A., Hewson, J., Razakamanarivo, H., Andrisoa, R.H., Ranaivoson, N., Ramboatiana, N., Razafindrakoto, M., Ramifehiarivo, N., Razafimanantsoa, M.-P., Rabeharisoa, L., Ramananantoandro, T., Rasolohery, A., Rabetokotany, N., Razafimbelo, T., 2016. Land cover impacts on aboveground and soil carbon stocks in Malagasy rainforest. *Agric. Ecosyst. Environ.* 233, 1–15. doi:10.1016/j.agee.2016.08.030
- Andriamaniraka, H., Rabeharisoa, L., Michellon, R., Moussa, N., Morel, C., 2010. Influence de différents systèmes de culture sur la productivité de sols cultivés des Hautes Terres de Madagascar et conséquences pour le bilan de phosphore. *Étude Gest. Sols* 17, 115–126.
- Anne, P., 1945. Sur le dosage rapide du carbone organique des sols. *Ann Agron* 2, 161–172.
- Arrouays, D., Grundy, M.G., Hartemink, A.E., Hempel, J.W., Heuvelink, G.B.M., Hong, S.Y., Lagacherie, P., Lelyk, G., McBratney, A.B., McKenzie, N.J., Mendonca-Santos, M. d. L., Minasny, B., Montanarella, L., Odeh, I.O.A., Sanchez, P.A., Thompson, J.A., Zhang, G.-L., 2014. GlobalSoilMap. *Adv. Agron.* 125, 93–134. doi:10.1016/B978-0-12-800137-0.00003-0
- Arrouays, D., Lagacherie, P., Hartemink, A.E., 2017. Digital soil mapping across the globe. *Geoderma Reg.* 9, 1–4. doi:10.1016/j.geodrs.2017.03.002
- Assefa, D., Rewald, B., Sandén, H., Rosinger, C., Abiyu, A., Yitaferu, B., Godbold, D.L., 2017. Deforestation and land use strongly effect soil organic carbon and nitrogen stock in Northwest Ethiopia. *CATENA* 153, 89–99. doi:10.1016/j.catena.2017.02.003
- Aubert, S., Razafiarison, S., Bertrand, A., 2003. Déforestation et systèmes agraires à Madagascar: les dynamiques des tavy sur la côte orientale. *Editions Quae.*
- Baah-Acheamfour, M., Chang, S.X., Carlyle, C.N., Bork, E.W., 2015. Carbon pool size and stability are affected by trees and grassland cover types within agroforestry systems of western Canada. *Agric. Ecosyst. Environ.* 213, 105–113. doi:10.1016/j.agee.2015.07.016
- Bai, J., Wang, X., Jia, J., Zhang, G., Wang, Y., Zhang, S., 2017. Denitrification of soil nitrogen in coastal and inland salt marshes with different flooding frequencies. *Phys. Chem.*

- Earth Parts ABC, Biogeochemical Processes in the Changing Wetland Environment 97, 31–36. doi:10.1016/j.pce.2017.01.015
- Bai, Z.G., Dent, D.L., Olsson, L., Schaepman, M.E., 2008. Global assessment of land degradation and improvement: 1. identification by remote sensing. ISRIC-World Soil Information.
- Bangroo, S.A., Najar, G.R., Rasool, A., 2017. Effect of altitude and aspect on soil organic carbon and nitrogen stocks in the Himalayan Mawer Forest Range. CATENA 158, 63–68. doi:10.1016/j.catena.2017.06.017
- Baraldi, A., Puzzolo, V., Blonda, P., Bruzzone, L., Tarantino, C., 2006. Automatic Spectral Rule-Based Preliminary Mapping of Calibrated Landsat TM and ETM+ Images. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 44, 2563–2586. doi:10.1109/TGRS.2006.874140
- Bartholomé, E., Belward, A.S., 2005. GLC2000: a new approach to global land cover mapping from Earth observation data. Int. J. Remote Sens. 26, 1959–1977. doi:10.1080/01431160412331291297
- Batjes, N. h., 1996. Total carbon and nitrogen in the soils of the world. Eur. J. Soil Sci. 47, 151–163. doi:10.1111/j.1365-2389.1996.tb01386.x
- Batjes, N.H., Ribeiro, E., Oostrum, A. van, Leenaars, J., Hengl, T., Mendes de Jesus, J., 2017. WoSIS: providing standardised soil profile data for the world. Earth Syst. Sci. Data 9, 1–14. doi:https://doi.org/10.5194/essd-9-1-2017
- Beaudou, A., Le Martret, H., 2004. MIRURAM/VALSOL. Etude Gest. Sols 11, 271–284.
- Benites, V.M., Machado, P.L.O.A., Fidalgo, E.C.C., Coelho, M.R., Madari, B.E., 2007. Pedotransfer functions for estimating soil bulk density from existing soil survey reports in Brazil. Geoderma 139, 90–97. doi:10.1016/j.geoderma.2007.01.005
- Benz, U.C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heynen, M., 2004. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., Integration of Geodata and Imagery for Automated Refinement and Update of Spatial Databases 58, 239–258. doi:10.1016/j.isprsjprs.2003.10.002
- Bernoux, M., Carvalho, S. M. de C., Volkoff, B., Cerri, C.C., 2002. Brazil's soil carbon stocks. Soil Science Society of America 66, 888-896.
- Beuchle, R., Grecchi, R.C., Shimabukuro, Y.E., Seliger, R., Eva, H.D., Sano, E., Achard, F., 2015. Land cover changes in the Brazilian Cerrado and Caatinga biomes from 1990 to 2010 based on a systematic remote sensing sampling approach. Appl. Geogr. 58, 116–127. doi:10.1016/j.apgeog.2015.01.017
- Bierkens, M.F., 2008. Digital soil mapping—An introductory perspective, Developments in Soil Science. Geoderma 31, 1. doi:10.1016/j.geoderma.2008.02.002
- Binkley, D., Son, Y., Valentine, D.W., 2000. Do Forests Receive Occult Inputs of Nitrogen? Ecosystems 3, 321–331. doi:10.1007/s100210000029
- Blanchard, O., Criqui, P., others, 2000. La valeur du carbone: un concept générique pour les politiques de réduction des émissions. Econ. Int. 82, 75–102.
- Blaschke, T., 2010. Object based image analysis for remote sensing. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 65, 2–16. doi:10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004
- Bolin, B., Sukumar, R., Ciais, P., Craler, W., Jarvis, P., Kheshgi H., Nobre, C., Semenov, S., Steffen, W., 2001. Global perspective. in: Watson, R.T., Noble, I.R., Bolin, B.,

- Ravindranath, N.H., Verardo, D.J., Dokken, D.J. (Eds.), IPCC Special Report on Land Use, Land-Use Change and Forestry. Cambridge University Press, Cambridge, pp. 23–51.
- Bouma, J., Lanen, H.A.J. van, 1987. Transfer functions and threshold values: from soil characteristics to land qualities. Workshop on Quantified Land Evaluation Procedures held 106–110.
- Brabant, P., 1989. La cartographie des sols dans les régions tropicales: une procédure à 5 niveaux coordonnés. *Sci. Sol* 27, 369–395.
- Breiman, L., 2001. Random Forests. *Mach. Learn.* 45, 5–32. doi:10.1023/A:1010933404324
- Bremner, J.M., 1965. Total Nitrogen. *Methods Soil Anal. Part 2 Chem. Microbiol. Prop. Agronomy monogra*, 1149–1178. doi:10.2134/agronmonogr9.2.c32
- Bristow, K.L., Campbell, G.S., 1984. On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature. *Agric. For. Meteorol.* 31, 159–166. doi:10.1016/0168-1923(84)90017-0
- Bronson, K.F., Zobeck, T.M., Chua, T.T., Acosta-Martinez, V., Pelt, V., Scott, R., Booker, J.D., 2004. Carbon and Nitrogen Pools of Southern High Plains Cropland and Grassland Soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 68, 1695–1704. doi:10.2136/sssaj2004.1695
- Burns, S.J., Godfrey, L.R., Faina, P., McGee, D., Hardt, B., Ranivoharimanana, L., Randrianasy, J., 2016. Rapid human-induced landscape transformation in Madagascar at the end of the first millennium of the Common Era. *Quat. Sci. Rev.* 134, 92–99. doi:10.1016/j.quascirev.2016.01.007
- Cacheux, J.L., 2011. Agriculture mondiale et européenne : défis du XXIe siècle. *Rev. OFCE* 197–234.
- Canakci, H., Hamed, M., Celik, F., Sidik, W., Eviz, F., 2016. Friction characteristics of organic soil with construction materials. *Soils Found.* 56, 965–972. doi:10.1016/j.sandf.2016.11.002
- Carret, J.-C., Rajaonson, B., Feno, P.-J., Brand, J., 2010. L'environnement à Madagascar: un atout à préserver, des enjeux à maîtriser. *Banq. Mond.*
- Carvalho, J.L.N., Raucci, G.S., Cerri, C.E.P., Bernoux, M., Feigl, B.J., Wruck, F.J., Cerri, C.C., 2010. Impact of pasture, agriculture and crop-livestock systems on soil C stocks in Brazil. *Soil Tillage Res.* 110, 175–186. doi:10.1016/j.still.2010.07.011
- Cavazzi, S., Corstanje, R., Mayr, T., Hannam, J., Fealy, R., 2013. Are fine resolution digital elevation models always the best choice in digital soil mapping? *Geoderma*. <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.11.020>
- Chapuis Lardy, L., Brossard, M., Lopes Assad, M.L., Laurent, J.-Y., 2002. Carbon and phosphorus stocks of clayey Ferralsols in Cerrado native and agroecosystems, Brazil. *Agric. Ecosyst. Environ.* 92, 147–158. doi:10.1016/S0167-8809(01)00303-6
- Chapuis-Lardy, L., Brauman, A., Bernard, L., Pablo, A.L., Toucet, J., Mano, M.J., Weber, L., Brunet, D., Razafimbelo, T., Chotte, J.L., Blanchart, E., 2010. Effect of the endogeic earthworm *Pontoscolex corethrurus* on the microbial structure and activity related to CO₂ and N₂O fluxes from a tropical soil (Madagascar). *Appl. Soil Ecol.* 45, 201–208. doi:10.1016/j.apsoil.2010.04.006
- Chapuis-Lardy, L., Brossard, M., Lopes-Assad, M.L., Laurent, J.Y., 2002. Carbon and phosphorus stocks of clayey Ferralsols in Cerrado native and agroecosystems, Brazil. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 92, 147-158.

- Charte européenne des sols, 1976. Révision de la Charte européenne des sols du Conseil de l'Europe actes de la Journée de l'Institut fédératif, Agriculture et environnement. Presses Univ. Limoges, Limoges,.
- Cheng, Y., Li, P., Xu, G., Li, Z., Cheng, S., Gao, H., 2016. Spatial distribution of soil total phosphorus in Yingwugou watershed of the Dan River, China. *CATENA*, Section 1 : Special issue on Reclamation of mining site soils, Part I; Edited by: Jaume Bech. and Section 2 : Special Issue on Understanding hydrological and erosion processes under changing environment; Edited by: Lei, T W, Yu, X X, Zhuang, J. 136, 175–181. doi:10.1016/j.catena.2015.02.015
- CNES, 2014. Distributions Astrium Services/SPOT Image S.A/France. MNT.tiff.
- Cobo, J.G., Dercon, G., Yekeye, T., Chapungu, L., Kadzere, C., Murwira, A., Delve, R., Cadisch, G., 2010. Integration of mid-infrared spectroscopy and geostatistics in the assessment of soil spatial variability at landscape level. *Geoderma* 158, 398–411. doi:10.1016/j.geoderma.2010.06.013
- Comité français d'étude et de développement de la fertilisation raisonnée, Association de coordination technique agricole (France), 2013. Guide méthodologique pour l'expérimentation au champ valeur agronomique des produits d'origine non agricole recyclés en agriculture, PONARA: juin 2000. Comifer : Acta, Paris.
- Compton, J.E., Boone, R.D., 2002. Soil nitrogen transformations and the role of light fraction organic matter in forest soils. *Soil Biol. Biochem.* 34, 933–943. doi:10.1016/S0038-0717(02)00025-1
- Conley, D.J., Paerl, H.W., Howarth, R.W., Boesch, D.F., Seitzinger, S.P., Karl E., K.E., Lancelot, C., Gene E., G.E., 2009. Controlling Eutrophication: Nitrogen and Phosphorus. *Science* 123, 1014–1015.
- CPCS., 1967. Classification des sols. Travaux Commission de Pédologie et de Cartographie des Sols. Rapport Multiple, Grignon, 96p.
- Crawford, D.M., Chalk, P.M., 1992. Mineralization and immobilization of soil and fertilizer nitrogen with nitrification inhibitors and solvents. *Soil Biol. Biochem.* 24, 559–568. doi:10.1016/0038-0717(92)90081-8
- Daly, K., Tuohy, P., Peyton, D., Wall, D.P., Fenton, O., 2017. Field soil and ditch sediment phosphorus dynamics from two artificially drained fields on poorly drained soils. *Agric. Water Manag.* 192, 115–125. doi:10.1016/j.agwat.2017.07.005
- Davidson, E.A., Janssens, I.A., 2006. Temperature sensitivity of soil carbon decomposition and feedbacks to climate change. *Nature* 440,165-173.
- De-Forges, A.R., Baffet, M., Berger, C., Coste, S., Courbe, C., Jalabert, S., Lacassin, J.C., Maillant, S., Michel, F., Moulin, J., others, 2014. La cartographie des sols à moyennes échelles en France métropolitaine. *Etude Gest. Sols* 21, 25–36.
- Delenne, M., Pelletier, F., 1981. Carte des conditions géographiques de la mise en valeur agricole de Madagascar : thème 1 : potentiel des unités physiques à 1/1.000.000. ORSTOM, Office de la recherche scientifique et technique outre-mer, Bondy, France. 3 feuilles.
- Delmas, M., Saby, N., Arrouays, D., Dupas, R., Lemercier, B., Pellerin, S., Gascuel-Oudou, C., 2015. Explaining and mapping total phosphorus content in French topsoil. *Soil Use and Management* 31,259-269.

- Deng, L., Zhu, G., Tang, Z., Shangguan, Z., 2016. Global patterns of the effects of land-use changes on soil carbon stocks. *Glob. Ecol. Conserv.* 5, 127–138. doi:10.1016/j.gecco.2015.12.004
- Derrien, D., Dignac, M.F., Basile-Doelsch, I., Barot, S., Cécillon, L., Chenu, C., Chevallier, T., Freschet, G.T., Garnier, P., Guenet, B., others, 2016. Stocker du C dans les sols: Quels mécanismes, quelles pratiques agricoles, quels indicateurs ? *Etude Gest. Sols* 23, 193–223.
- Dewis, J. 1423211761737, Freitas, F. 1423211761738, 1972. Méthodes d'analyse physique et chimique des sols et des eaux.
- DGGFPE, 2016. Changement climatique : Madagascar, troisième pays au monde le plus exposé aux risques climatiques. Service de la communication de la Direction Générale de la gestion financière du personnel de l'Etat (DGGFPE). 1p.
- Dominati, E., Patterson, M., Mackay, A., 2010. A framework for classifying and quantifying the natural capital and ecosystem services of soils. *Ecol. Econ.* 69, 1858–1868. doi:10.1016/j.ecolecon.2010.05.002
- Donque, G., 1974. L'agriculture et l'élevage à Madagascar (Premier article). *Cah. O.-m.* 27, 105–127.
- Duchaufour, P., 1998. Reflexions sur les classifications des sols. *Etude et gestion des sols* 5, 201-205.
- Eklund, J., Blanchet, F.G., Nyman, J., Rocha, R., Virtanen, T., Cabeza, M., 2016. Contrasting spatial and temporal trends of protected area effectiveness in mitigating deforestation in Madagascar. *Biol. Conserv.* 203, 290–297. doi:10.1016/j.biocon.2016.09.033
- Elser, J.J., Bracken, M.E.S., Cleland, E.E., Gruner, D.S., Harpole, W.S., Hillebrand, H., Ngai, J.T., Seabloom, E.W., Shurin, J.B., Smith, J.E., 2007. Global analysis of nitrogen and phosphorus limitation of primary producers in freshwater, marine and terrestrial ecosystems. *Ecol. Lett.* 10, 1135–1142. doi:10.1111/j.1461-0248.2007.01113.x
- Estur, G., 2006. Le marché mondial du coton : évolution et perspectives. *Cah. Agric.* 15, 9–16.
- Fang, J., Guo, Z., Hu, H., Kato, T., Muraoka, H., Son, Y., 2014. Forest biomass carbon sinks in East Asia, with special reference to the relative contributions of forest expansion and forest growth. *Glob. Change Biol.* 20, 2019–2030. doi:10.1111/gcb.12512
- FAO, 2014. World Reference Base for Soil Resources. *World Soil Resource Report* 106, Rome. 203p.
- FAO, ISRIC, AISS, 1999. Base de référence mondiale pour les ressources en sols (Rapport sur les ressources en sols du monde No. 84).
- FAO, U., 2003. Digital soil map of the world and derived soil properties [electronic resource].
- Fardeau, J.C., Morel, C., Boniface, R., 1991. Cinétiques de transfert des ions phosphate du sol vers la solution du sol: paramètres caractéristiques. *Agronomie* 11, 787–797.
- Feller, C., Albrecht, A., Tessier, D., 1996. Aggregation and organic matter storage in kaolinitic and smectitic tropical soils. In: Carter M.R., Stewart B.A. (Eds.). *Structure and organic matter storage in agricultural soils*. CRC Press. New York. pp. 309-359.
- Feller, C., Blanchart, E., Herbillon, A., Leprun, J.C., Poss, R., 2007. L'importance des recherches coloniales, en particulier à Madagascar dans le développement de la pédologie française. *Etude Gest. Sols* 14, 305–315.

- Ferry, B., 2007. L'Afrique face à ses défis démographiques: un avenir incertain. KARTHALA Editions.
- Fisher, B., Turner, R.K., 2008. Ecosystem services: classification for valuation. *Biol. Conserv.* 141, 1167–1169.
- Flanders, D., Hall-Beyer, M., Pereverzoff, J., 2003. Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction. *Can. J. Remote Sens.* 29, 441–452. doi:10.5589/m03-006
- Frossard, E., Brossard, M., Hedley, M.J., Metherell, A., 1995. Reactions controlling the cycling of P in soils, in: Tiessen, H. (Ed.), *Phosphorus in the Global Environment : Transfers, Cycles and Management*, Scope. J. Wiley, Chichester, pp. 107–137.
- Fu, P., Rich, P.M., 2002. A geometric solar radiation model with applications in agriculture and forestry. *Comput. Electron. Agric.* 37, 25–35. doi:10.1016/S0168-1699(02)00115-1
- Fu, X., Shao, M., Wei, X., Horton, R., 2010. Soil organic carbon and total nitrogen as affected by vegetation types in Northern Loess Plateau of China. *Geoderma* 155, 31–35. doi:10.1016/j.geoderma.2009.11.020
- Gagnard, J., Plants, I.O. for B.C. of N.A. and, Eng, P. (France) W.P.R.S., Huguet, C., Ryser, J.-P., 1988. L'analyse du sol et du vegetal dans la conduite de la fertilisation. Le controle de la qualite des fruits.
- Gallardo, A., Rodríguez-Saucedo, J.J., Covelo, F., Fernández-Alés, R., 2000. Soil nitrogen heterogeneity in a Dehesa ecosystem. *Plant Soil* 222, 71–82. doi:10.1023/A:1004725927358
- Gao, B., 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sens. Environ.* 58, 257–266. doi:10.1016/S0034-4257(96)00067-3
- Gao, W., Stein, A., Yang, L., Wang, Y., Fang, H., 2013. Improving Representation of Land-use Maps Derived from Object-oriented Image Classification. *Trans. GIS* 17, 387–405. doi:10.1111/j.1467-9671.2012.01368.x
- Gastineau, B., Sandron, F., 2006. Démographie et environnement à Madagascar. *Économie Rurale Agric. Aliment. Territ.* 41–56. doi:10.4000/economierurale.921
- Genuer, R., Poggi, J.M., Tuleau-Malot, C., 2014. VSURF : un package R pour la sélection de variables à l'aide de forêts aléatoires. 46emes Journées de Statistique, Rennes, France. 1-23.
- Girard, M.-C., 1995. Apport de l'interprétation visuelle des images satellitaires pour l'analyse spatiale des sols: Un exemple dans la région de Lodève. *Etude Gest. Sols* 2, 7–24.
- Grace, J., San-José, J., Meir, P., Miranda H. S., Montes R. A., 2006. Productivity and carbon fluxes of tropical savannas. *Journal of Biogeography* 33, 387-400.
- Gray, J.M., Murphy, B.W., 1999. Parent Material and Soils. Guide Influ. Parent Mater. Soil Distrib. East. Aust., NSW Department of Land and Water Conservation Technical Report 121.
- Grimm, R., Behrens, T., Marker, M., Elsenbeer, H., 2008. Soil organic carbon concentrations and stocks on Barro Colorado Island — digital soil mapping using Random Forests analysis. *Geoderma*, <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2008.05.008>.
- Grinand, C., Arrouays, D., Laroche, B., Martin, M.P., 2008. Extrapolating regional soil landscapes from an existing soil map: Sampling intensity, validation procedures, and

- integration of spatial context. *Geoderma* 143, 180–190. doi:10.1016/j.geoderma.2007.11.004
- Grinand, C., Maire, G.L., Vieilledent, G., Razakamanarivo, H., Razafimbelo, T., Bernoux, M., 2017. Estimating temporal changes in soil carbon stocks at ecoregional scale in Madagascar using remote-sensing. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation* 54, 1–14. doi:10.1016/j.jag.2016.09.002
- Grinand, C., Rajaonarivo, A., Bernoux, M., Pajot, V., Brossard, M., Razafimbelo, T., Albrecht, A., Le Martret, H., 2009. Estimation des stocks de carbone dans les sols de Madagascar. *Etude Gest. Sols* 16, 23–33.
- Grinand, C., Rakotomalala, F., Gond, V., Vaudry, R., Bernoux, M., Vieilledent, G., 2013. Estimating deforestation in tropical humid and dry forests in Madagascar from 2000 to 2010 using multi-date Landsat satellite images and the random forests classifier. *Remote Sens. Environ.* 139, 68–80. doi:10.1016/j.rse.2013.07.008
- Grunwald, S., 2009. Multi-criteria characterization of recent digital soil mapping and modeling approaches. *Geoderma* 152, 195–207. doi:10.1016/j.geoderma.2009.06.003
- Gu, Y., Hunt, E., Wardlow, B., Basara, J.B., Brown, J.F., Verdin, J.P., 2008. Evaluation of MODIS NDVI and NDWI for vegetation drought monitoring using Oklahoma Mesonet soil moisture data. *Geophys. Res. Lett.* 35, L22401. doi:10.1029/2008GL035772
- Guan, F., Xia, M., Tang, X., Fan, S., 2017. Spatial variability of soil nitrogen, phosphorus and potassium contents in Moso bamboo forests in Yong'an City, China. *CATENA* 150, 161–172. doi:10.1016/j.catena.2016.11.017
- Guo, L.B., Gifford, R.M., 2002. Soil carbon stocks and land use change: a meta analysis. *Glob. Change Biol.* 8, 345–360. doi:10.1046/j.1354-1013.2002.00486.x
- Hanawalt, R.B., Whittaker, R.H., 1976. Attitudinally coordinated patterns of soils and vegetation in-the San Jacinto Mountains, California. *Soil Sci.* 121, 114.
- Hansen, M.C., Potapov, P.V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S.A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S.V., Goetz, S.J., Loveland, T.R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C.O., Townshend, J.R.G., 2013. High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. *Science* 342, 850–853. doi:10.1126/science.1244693
- Harper, G.J., Steininger, M.K., Tucker, C.J., Juhn, D., Hawkins, F., 2007. Fifty years of deforestation and forest fragmentation in Madagascar. *Environ. Conserv.* 34, 325–333. doi:10.1017/S0376892907004262
- Harper, J.E., 1994. Nitrogen Metabolism. *Physiol. Determ. Crop Yield* *acsesspublicati*, 285–302. doi:10.2134/1994.physiologyanddetermination.c19
- Harvey, C.A., Rakotobe, Z.L., Rao, N.S., Dave, R., Razafimahatratra, H., Rabarijohn, R.H., Rajaofara, H., MacKinnon, J.L., 2014. Extreme vulnerability of smallholder farmers to agricultural risks and climate change in Madagascar. *Phil Trans R Soc B* 369, 20130089. doi:10.1098/rstb.2013.0089
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J., 2009. The elements of statistical learning, data mining, inference, and prediction. *Springer Series in statistics* 2nd edn, 1-263.
- Hempel, J.W., Hammer, R.D., Moore, A.C., Bell, J.C., Thompson, J.A., Golden, M.L. 2005. Challenge to Digital Soil Mapping.in: Hartemink, A.E., McBratney A., Mendonça-Santos M.D.L (Eds.), *Digital soil Mapping with limit data*.Springer, pp.81-90.

- Hempel, J.W., McBratney, A.B., McKenzie, N.J., Hartemink, A.E., MacMillan, R., Lagacherie, P., Arrouays, D., 2013. Vers une cartographie numérique des propriétés des sols du monde: Le programme GlobalSoilMap. *Etude Gest. Sols* 20, 7–14.
- Hengl, T., Heuvelink, G.B.M., Kempen, B., Leenaars, J.G.B., Walsh, M.G., Shepherd, K.D., Sila, A., MacMillan, R.A., Jesus, J.M. de, Tamene, L., Tondoh, J.E., 2015. Mapping Soil Properties of Africa at 250 m Resolution: Random Forests Significantly Improve Current Predictions. *PLOS ONE* 10, e0125814. doi:10.1371/journal.pone.0125814
- Hengl, T., Jesus, J.M. de, MacMillan, R.A., Batjes, N.H., Heuvelink, G.B.M., Ribeiro, E., Samuel-Rosa, A., Kempen, B., Leenaars, J.G.B., Walsh, M.G., Gonzalez, M.R., 2014. SoilGrids1km — Global Soil Information Based on Automated Mapping. *PLOS ONE* 9, e105992. doi:10.1371/journal.pone.0105992
- Hervieu, J., 1960. Feuille No 33: Brickaville-Moramanga, in: Notices sur les cartes pédologiques de reconnaissance au 1/200.000e, Publications de l'Institut de Recherche Scientifique de Madagascar. IRSM, Tananarive.
- Hietanen, J., 2016. Predicting soil organic carbon and nitrogen content using airborne laser scannign in the Taita Hills, Kenya (Department of Geophysics and Geography). University of Helsinki, Division Bophysics.
- Hijmans, R.J., Cameron, S.E., Parra, J.L., Jones, P.G., Jarvis, A., 2005. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *Int. J. Climatol.* 25, 1965–1978. doi:10.1002/joc.1276
- Hinsinger, P., 2001. Bioavailability of soil inorganic P in the rhizosphere as affected by root-induced chemical changes: a review. *Plant Soil* 237, 173–195. doi:10.1023/A:1013351617532
- Hofmann, P., Blaschke, T., Strobl, J., 2011. Quantifying the robustness of fuzzy rule sets in object-based image analysis. *Int. J. Remote Sens.* 32, 7359–7381. doi:10.1080/01431161.2010.523727
- Inselsbacher, E., 2014. Recovery of individual soil nitrogen forms after sieving and extraction. *Soil Biol. Biochem.* 71, 76–86. doi:10.1016/j.soilbio.2014.01.009
- Jackson, M.L., 1958. Soil chemical analysis. Prentice-Hall, Inc.; Englewood Cliffs.
- Jackson, T.J., Chen, D., Cosh, M., Li, F., Anderson, M., Walthall, C., Doriaswamy, P., Hunt, E.R., 2004. Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. *Remote Sens. Environ.*, 2002 Soil Moisture Experiment (SMEX02) 92, 475–482. doi:10.1016/j.rse.2003.10.021
- Jacquin, A., 2010. Dynamique de la végétation des savanes en lien avec l'usage des feux à Madagascar. Analyse par série temporelle d'images de télédétection (phd).
- Jafari, R., Lewis, M.M., Ostendorf, B. 2007. Evaluation of vegetation indices for assessing vegetation cover in southern arid lands in South Australia. *The Rangeland Journal* 29, 39-49.
- Jamagne, M., Hardy, R., 1989. La cartographie des sols en France à moyenne échelle. *Sci. Sol* 27, 301–318.
- Janik, L.J., Forrester, S.T., Rawson, A., 2009. The prediction of soil chemical and physical properties from mid-infrared spectroscopy and combined partial least-squares regression and neural networks (PLS-NN) analysis. *Chemom. Intell. Lab. Syst.* 97, 179–188. doi:10.1016/j.chemolab.2009.04.005

- Janik, L.J., Merry, R.H., Skjemstad, J.O., 1998. Can mid infrared diffuse reflectance analysis replace soil extractions? *Aust. J. Exp. Agric.* 38, 681–696. doi:10.1071/ea97144
- Ji, L., Zhang, L., Wylie, B., 2009. Analysis of dynamic thresholds for the Normalized Difference Water Index. *Photogrammetric engineering & remote sensing*. 1307-1317.
- Jiang, G., Wang, W., 2017. Error estimation based on variance analysis of k-fold cross-validation. *Pattern Recognit.* 69, 94–106. doi:10.1016/j.patcog.2017.03.025
- Jónsson, J.Ö.G., Davíðsdóttir, B., Nikolaidis, N.P., 2017. Valuation of Soil Ecosystem Services. *Adv. Agron., Quantifying and Managing Soil Functions in Earth's Critical Zone* 142, 353–384. doi:10.1016/bs.agron.2016.10.011
- Kassa, H., Dondeyne, S., Poesen, J., Frankl, A., Nyssen, J., 2017. Impact of deforestation on soil fertility, soil carbon and nitrogen stocks: the case of the Gacheb catchment in the White Nile Basin, Ethiopia. *Agric. Ecosyst. Environ.* 247, 273–282. doi:10.1016/j.agee.2017.06.034
- Kassouk, Z., Thouret, J.-C., Gupta, A., Solikhin, A., Liew, S.C., 2014. Object-oriented classification of a high-spatial resolution SPOT5 image for mapping geology and landforms of active volcanoes: Semeru case study, Indonesia. *Geomorphology* 221, 18–33.
- Khan, N.M., Rastokuev, V.V., Sato, Y., Shiozawa, S., 2005. Assessment of hydrosaline land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators. *Agric. Water Manag., Special Issue on Land and Water Use: Environmental Management Tools and Practices* 77, 96–109. doi:10.1016/j.agwat.2004.09.038
- Kibblewhite, M., Tóth, G., Hermann, T., 2015. Predicting the preservation of cultural artefacts and buried materials in soil. *Sci. Total Environ.* 529, 249–263. doi:10.1016/j.scitotenv.2015.04.036
- Kim, J., Grunwald, S., Rivero, R.G., Robbins, R., 2012. Multi-scale modeling of soil series using remote sensing in a wetland ecosystem. *Soil Science Society of America* 7 <http://dx.doi.org/10.2136/sssaj2012.0043>.
- Kinoshita, T., Iwao, K., Yamagata, Y., 2014. Creation of a global land cover and a probability map through a new map integration method. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation* 28, 70–77. doi:10.1016/j.jag.2013.10.006
- Kust, G., Andreeva, O., Cowie, A., 2017. Land Degradation Neutrality: Concept development, practical applications and assessment. *J. Environ. Manage., Optimizing the impact of science: Translational research and stakeholder engagement to identify sustainable land management based adaptation for challenges posed by environmental change* 195, 16–24. doi:10.1016/j.jenvman.2016.10.043
- Kutsch, W.L., Bahn, M., Heinemeyer, A., 2009. Soil carbon relations: an overview. In: Kutsch, W.L., Bahn, M., Heinemeyer, A. (Eds.), *Soil Carbon Dynamics: An Integrated Methodology*. Cambridge University Press, Cambridge, p.1–15.
- Lacoste, M., Viaud, V., Michot D., Walter, C., 2015. Landscape-scale modelling of erosion processes and soil carbon dynamics under land-use and climate change in agroecosystems, *European Journal of Soil Science* 780, 1-12.
- Lagacherie, P., 2002. Cartographie des sols et de leurs propriétés a un niveau sub-régional. *UMR INRA-ENSAM Sol Environ. Montp. Fr.* 48p.

- Lagacherie, P., 2007. Digital Soil Mapping: A state of the art. in: Hartemink, A.E., McBratney A., Mendonça-Santos M.D.L (Eds.), Digital soil Mapping with limit data. Springer, pp. 3-14.
- Lagacherie, P., Arrouays, D., Walter, C., 2013. Cartographie numérique des sols: principe, mise en œuvre et potentialités. *Etude Gest. Sols* 20, 83–98.
- Lagacherie, P., McBratney, A.B., 2006. Chapter 1 Spatial Soil Information Systems and Spatial Soil Inference Systems: Perspectives for Digital Soil Mapping. *Dev. Soil Sci., Digital Soil Mapping* 31, 3–22. doi:10.1016/S0166-2481(06)31001-X
- Lagacherie, P., McBratney, A.B., 2007. Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: perspectives for digital soil mapping. in: Lagacherie, P., McBratney, A.B., Voltz, M.(Eds.), *Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective. Developments in Soil Science, Vol.31*. Elsevier, Amsterdam. pp. 1217-1218.
- Lal, R., 2004. Soil Carbon Sequestration Impacts on Global Climate Change and Food Security. *Science* 304, 1623–1627. doi:10.1126/science.1097396
- Lal, R., 2008. Carbon sequestration. *Philos. Trans. R. Soc. Lond. B Biol. Sci.* 363, 815–830. doi:10.1098/rstb.2007.2185
- Lal, R., 2016. Beyond COP 21: Potential and challenges of the “4 per Thousand” initiative. *J. Soil Water Conserv.* 71, 20A–25A. doi:10.2489/jswc.71.1.20A
- Láng, V., Fuchs, M., Szegi, T., Csorba, Á., Michéli, E., 2016. Deriving World Reference Base Reference Soil Groups from the prospective Global Soil Map product — A case study on major soil types of Africa. *Geoderma* 263, 226–233. doi:10.1016/j.geoderma.2015.07.005
- Le Quere, C., Andrew, R.M., Canadell, J.G., Sitch, S., Korsbakken, J.I., Peters, G.P., Manning, A.C., Boden, T.A., Tans, P.P., Houghton, R.A., Keeling, R.F., Alin, S., Andrews, O.D., Anthoni, P., Barbero, L., Bopp, L., Chevallier, F., Chini, L.P., Ciais, P., Currie, K., Delire, C., Doney, S.C., Friedlingstein, P., Gkritzalis, T., Harris, I., Hauck, J., Haverd, V., Hoppema, M., Goldewijk, K.K., Jain, A.K., Kato, E., Koertzing, A., Landschuetzer, P., Lefevre, N., Lenton, A., Lienert, S., Lombardozzi, D., Melton, J.R., Metzl, N., Millero, F., Monteiro, P.M.S., Munro, D.R., Nabel, J.E.M.S., Nakaoka, S., O’Brien, K., Olsen, A., Omar, A.M., Ono, T., Pierrot, D., Poulter, B., Roedenbeck, C., Salisbury, J., Schuster, U., Schwinger, J., Seferian, R., Skjelvan, I., Stocker, B.D., Sutton, A.J., Takahashi, T., Tian, H., Tilbrook, B., van der Laan-Luijkx, I.T., van der Werf, G.R., Viovy, N., Walker, A.P., Wiltshire, A.J., Zaehle, S., 2016. Global Carbon Budget 2016. *Earth Syst. Sci. Data* 8, 605–649. doi:10.5194/essd-8-605-2016
- Legrain, X., Demarcin, P., Colinet, G., Bock, L., 2011. Soil mapping in Belgium: historical overview and presentation of the current work on valorisation and revision of the Digital Soil Map of Wallonia. *Biotechnol. Agron. Soc. Environ.* 15, 647–656.
- Legros, J.-P., 2006. *Mapping of the Soil*. Science Publishers.
- Leh, M.D.K., Matlock, M.D., Cummings, E.C., Nalley, L.L., 2013. Quantifying and mapping multiple ecosystem services change in West Africa. *Agric. Ecosyst. Environ.* 165, 6–18. doi:10.1016/j.agee.2012.12.001
- Leprun, J.C., Razafinjara, L., Andriantahina, R., Feller, C., 2010. *Parcours de recherche à Madagascar: l’IRD-Orstom et ses partenaires*. IRD, Marseille.
- Li, X., Jia, B., Lv, J., Ma, Q., Kuzyakov, Y., Li, F., 2017. Nitrogen fertilization decreases the decomposition of soil organic matter and plant residues in planted soils. *Soil Biol. Biochem.* 112, 47–55. doi:10.1016/j.soilbio.2017.04.018

- Li, Xiaodong, Ling, F., Foody, G.M., Ge, Y., Zhang, Y., Du, Y., 2017. Generating a series of fine spatial and temporal resolution land cover maps by fusing coarse spatial resolution remotely sensed images and fine spatial resolution land cover maps. *Remote Sens. Environ.* 196, 293–311. doi:10.1016/j.rse.2017.05.011
- Lienou, M.L., 2009. Apprentissage automatique des classes d'occupation du sol et représentation en mots visuels des images satellitaires. Télécom ParisTech, Traitement du signal et de l'image.
- Ließ, M., Schmidt, J., Glaser, B., 2016. Improving the Spatial Prediction of Soil Organic Carbon Stocks in a Complex Tropical Mountain Landscape by Methodological Specifications in Machine Learning Approaches. *PLoS ONE* 11, <http://dx.doi.org/doi:10.1371/journal.pone.0153673>
- Lin, J.-S., Shi, X.-Z., Lu, X.-X., Yu, D.-S., Wang, H.-J., Zhao, Y.-C., Sun, W.-X., 2009. Storage and Spatial Variation of Phosphorus in Paddy Soils of China. *Pedosphere* 19, 790–798. doi:10.1016/S1002-0160(09)60174-0
- Lu, C., Tian, H., 2017. Global nitrogen and phosphorus fertilizer use for agriculture production in the past half century: shifted hot spots and nutrient imbalance. *Earth Syst. Sci. Data* 9, 181–192. doi:10.5194/essd-9-181-2017
- Lucas, R., Rowlands, A., Brown, A., Keyworth, S., Bunting, P., 2007. Rule-based classification of multi-temporal satellite imagery for habitat and agricultural land cover mapping. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 62, 165–185. doi:10.1016/j.isprsjprs.2007.03.003
- Lunetta, R.S., Ediriwickrema, J., Johnson, D.M., Lyon, J.G., McKerrow, A., 2002. Impacts of vegetation dynamics on the identification of land-cover change in a biologically complex community in North Carolina, USA. *Remote Sens. Environ.* 82, 258–270. doi:10.1016/S0034-4257(02)00042-1
- Ma, L., Li, M., Ma, X., Cheng, L., Du, P., Liu, Y., 2017. A review of supervised object-based land-cover image classification. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 130, 277–293. doi:10.1016/j.isprsjprs.2017.06.001
- Madeira, J., 1991. Etude quantitative des relations constituants minéralogiques-réflexance diffuse des latosols brésiliens : application à l'utilisation pédologique des données satellitaires TM (région de Brasilia). ORSTOM, Bondy.
- Madeira, J., Bedidi, A., Pouget, M., Cervelle, B., Flay, N., 1995. Spectral (MIR) determination of kaolinite and gibbsite contents in lateritic soils. *Comptes rendus de l'Académie des sciences. Série 2. Sciences de la terre et des planètes* 321, 119–127.
- Majidzadeh, H., Lockaby, B.G., Governo, R., 2017. Effect of home construction on soil carbon storage-A chronosequence case study. *Environ. Pollut.* 226, 317–323. doi:10.1016/j.envpol.2017.04.005
- Malone, B.P., Styc, Q., Minasny, B., McBratney, A.B., 2017. Digital soil mapping of soil carbon at the farm scale: A spatial downscaling approach in consideration of measured and uncertain data. *Geoderma* 290, 91–99. doi:10.1016/j.geoderma.2016.12.008
- Marchão, R.L., Becquer, T., Brunet, D., Balbino, L.C., Vilela, L., Brossard, M., 2009. Carbon and nitrogen stocks in a Brazilian clayey Oxisol: 13-year effects of integrated crop-livestock management systems. *Soil Tillage Res., Contains papers from HighLand 2006: Land Degradation and Soil and Water Conservation in Tropical Highlands, Mekelle, Ethiopia, 21-25 September 2006* 103, 442–450. doi:10.1016/j.still.2008.11.002

- Måren, I.E., Karki, S., Prajapati, C., Yadav, R.K., Shrestha, B.B., 2015. Facing north or south: Does slope aspect impact forest stand characteristics and soil properties in a semiarid trans-Himalayan valley? *J. Arid Environ.* 121, 112–123. doi:10.1016/j.jaridenv.2015.06.004
- Martin, D., Lal T., Sachdev, C.B., Sharma, J.P., 2010. Soil organic carbon storage changes with climate change, landform and land use conditions in Garhwal hills of the Indian Himalayan mountains. *Agriculture Ecosystems and Environment* 138, 64-73.
- Martin, M.P., Wattenbach, M., Smith, P., Meersmans, J., Jolivet, C., Boulonne L., Arrouays D., 2011. Spatial distribution of soil organic carbon stocks in France, *Biogeosciences*, <http://dx.doi.org/10.5194/bg-8-1053-2011>.
- Matsuura, S., Sasaki, H., Kohyama, K., 2012. Organic carbon stocks in grassland soils and their spatial distribution in Japan. *Japanese Society of Grassland Science*, <http://dx.doi.org/10.1111/j.1744-697X.2012.00245.x>.
- Mayaux, P., Gond, V., Bartholome, E., 2000. A near-real time forest-cover map of Madagascar derived from SPOT-4 VEGETATION data. *Int. J. Remote Sens.* 21, 3139–3144. doi:10.1080/01431160050145018
- McBeath, T.M., Smernik, R.J., Lombi, E., McLaughlin, M.J., 2006. Hydrolysis of Pyrophosphate in a Highly Calcareous Soil. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 70, 856–862. doi:10.2136/sssaj2005.0184
- McBratney, A.B., Mendonça Santos, M.L., Minasny, B., 2003. On digital soil mapping. *Geoderma* 117, 3–52. doi:10.1016/S0016-7061(03)00223-4
- McFeeters, S.K., 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *Int. J. Remote Sens.* 17, 1425–1432. doi:10.1080/01431169608948714
- McKinley, D.C., Ryan, M.G., Birdsey, R.A., Giardina, C.P., Harmon, M.E., Heath, L.S., Houghton, R.A., Jackson, R.B., Morrison, J.F., Murray, B.C., Pataki, D.E., Skog, K.E. et al. 2011. A synthesis of current knowledge on forests and carbon storage in the United States. *Ecological Applications* 21: 1902–1924.
- Mengel, K., Kirkby, E.A., 1978. Principles of plant nutrition. *Princ. Plant Nutr.*
- Merlet, M., 2010. Les grands enjeux de l'évolution du foncier agricole et forestier dans le monde. *Etudes Foncières*.
- Milne, E., Banwart, S.A., Noellemeyer, E., Abson, D.J., Ballabio, C., Bampa, F., Bationo, A., Batjes, N.H., Bernoux, M., Bhattacharyya, T., Black, H., Buschiazzi, D.E., Cai, Z., Cerri, C.E., Cheng, K., Compagnone, C., Conant, R., Coutinho, H.L.C., de Brogniez, D., Balieiro, F. de C., Duffy, C., Feller, C., Fidalgo, E.C.C., da Silva, C.F., Funk, R., Gaudig, G., Gicheru, P.T., Goldhaber, M., Gottschalk, P., Goulet, F., Goverse, T., Grathwohl, P., Joosten, H., Kamoni, P.T., Kihara, J., Krawczynski, R., La Scala, N., Lemanceau, P., Li, L., Li, Z., Lugato, E., Maron, P.-A., Martius, C., Melillo, J., Montanarella, L., Nikolaidis, N., Nziguheba, G., Pan, G., Pascual, U., Paustian, K., Piñeiro, G., Powlson, D., Quiroga, A., Richter, D., Sigwalt, A., Six, J., Smith, J., Smith, P., Stocking, M., Tanneberger, F., Termansen, M., van Noordwijk, M., van Wesemael, B., Vargas, R., Victoria, R.L., Waswa, B., Werner, D., Wichmann, S., Wichtmann, W., Zhang, X., Zhao, Y., Zheng, Jinwei, Zheng, Jufeng, 2015. Soil carbon, multiple benefits. *Environ. Dev.* 13, 33–38. doi:10.1016/j.envdev.2014.11.005
- Minasny, B., Malone, B.P., McBratney, A.B., Angers, D.A., Arrouays, D., Chambers, A., Chaplot, V., Chen, Z.-S., Cheng, K., Das, B.S., Field, D.J., Gimona, A., Hedley, C.B.,

- Hong, S.Y., Mandal, B., Marchant, B.P., Martin, M., McConkey, B.G., Mulder, V.L., O'Rourke, S., Richer-de-Forges, A.C., Odeh, I., Padarian, J., Paustian, K., Pan, G., Poggio, L., Savin, I., Stolbovoy, V., Stockmann, U., Sulaeman, Y., Tsui, C.-C., Vågen, T.-G., van Wesemael, B., Winowiecki, L., 2017a. Soil carbon 4 per mille. *Geoderma* 292, 59–86. doi:10.1016/j.geoderma.2017.01.002
- Minasny, B., Malone, B.P., McBratney, A.B., Angers, D.A., Arrouays, D., Chambers, A., Chaplot, V., Chen, Z.-S., Cheng, K., Das, B.S., Field, D.J., Gimona, A., Hedley, C.B., Hong, S.Y., Mandal, B., Marchant, B.P., Martin, M., McConkey, B.G., Mulder, V.L., O'Rourke, S., Richer-de-Forges, A.C., Odeh, I., Padarian, J., Paustian, K., Pan, G., Poggio, L., Savin, I., Stolbovoy, V., Stockmann, U., Sulaeman, Y., Tsui, C.-C., Vågen, T.-G., van Wesemael, B., Winowiecki, L., 2017b. Soil carbon 4 per mille. *Geoderma* 292, 59–86. doi:10.1016/j.geoderma.2017.01.002
- Minasny, B., McBratney, A., Malone, B., Wheeler, I., 2013. Digital Mapping of Soil Carbon. *Advances in Agronomy* 118, 1-47
- Ministère de l'agriculture de l'agroalimentaire et de la forêt, 2015. COP21: L'agriculture et la forêt au coeur de la solution climatique.
- Minten, B., Randrianarisoa, J.-C., Randrianarison, L., 2003. Agriculture, pauvreté rurale et politiques économiques à Madagascar. USAID Cornell Instat Fofifa 174.
- Mitra, P., Uma Shankar, B., Pal, S.K., 2004. Segmentation of multispectral remote sensing images using active support vector machines. *Pattern Recognit. Lett.* 25, 1067–1074. doi:10.1016/j.patrec.2004.03.004
- Moat, J., Smith, P., Paul P., 1964-, 2007. Atlas of the vegetation of Madagascar =. Royal Botanic Gardens, Kew.
- Morel, C., 2007. Mobilité et biodisponibilité du phosphore dans les sols cultivés : mécanismes, modélisation et diagnostic, in: Océanis. Presented at the Stocks et flux de phosphore dans les écosystèmes terrestres et aquatiques, et impacts environnementaux. Journée, Institut océanographique, pp. 51–73.
- Murphy, J., Riley, J.P., 1962. A modified single solution method for the determination of phosphate in natural waters. *Anal. Chim. Acta* 27, 31–36. doi:10.1016/S0003-2670(00)88444-5
- Mustafa, A., Man, S., Sahoo, R., Nayan, A., Manok, K., Sarangi, A., Mishra A., 2010. Mapping of Degraded Lands from Multidate Remotely Sensed Data Using Decision Tree Based Classification (DTC). Indian Agricultural Research Institute. 33-55.
- Myers, R.J.K., 1975. Temperature effects on ammonification and nitrification in a tropical soil. *Soil Biol. Biochem.* 7, 83–86. doi:10.1016/0038-0717(75)90003-6
- Njeru, C.M., Ekesi, S., Mohamed, S.A., Kinyamario, J.I., Kiboi, S., Maeda, E.E., 2017. Assessing stock and thresholds detection of soil organic carbon and nitrogen along an altitude gradient in an east Africa mountain ecosystem. *Geoderma Reg.* 10, 29–38. doi:10.1016/j.geodrs.2017.04.002
- Nussbaum, M., Papritz, A., Baltensweiler, A., Walthert, L., 2014. Estimating soil organic carbon stocks of Swiss forest soils by robust external-drift kriging. *Geoscientific Model Development* 7, 1197–1210.
- Ollivier, T., Giraud, P.-N., 2010. The Usefulness of Sustainability Indicators for Policy Making in Developing Countries: The Case of Madagascar. *J. Environ. Dev.* 19, 399–423. doi:10.1177/1070496510384393

- Paleari, S., 2017. Is the European Union protecting soil? A critical analysis of Community environmental policy and law. *Land Use Policy* 64, 163–173. doi:10.1016/j.landusepol.2017.02.007
- Pan, Y., Birdsey, R.A., Fang, J., Houghton, R., Kauppi, P.E., Kurz, W.A., Phillips, O.L., Shvidenko, A., Lewis, S.L., Canadell, J.G., Ciais, P., Jackson, R.B., Pacala, S.W., McGuire, A.D., Piao, S., Rautiainen, A., Sitch, S., Hayes D., 2011. A large and persistent carbon sink in the world's forests. *Science* 333, 988-993.
- Panagos, P., Van Liedekerke, M., Jones, A., Montanarella, L., 2012. European Soil Data Centre: Response to European policy support and public data requirements. *Land Use Policy* 29, 329–338. doi:10.1016/j.landusepol.2011.07.003
- Paustian, K., Lehmann, J., Ogle, S., Reay, D., Robertson, G.P., Smith, P., 2016. Climate-smart soils. *Nature* 532, 49–57. doi:10.1038/nature17174
- Penman, J., Gytarsky, M., Hiraishi, T., Kruger, D., Pipatti, R., Buendia, L., Miwa, K., Ngara, T., Tanabe, K. and Wagner, F., 2003. Good Practice Guidance for Land Use, Land-Use Change and forestry.in : Intergovernmental Panel on Climate Change Institute (IPCC) (Eds.), Institute for Global Environmental Strategies (IGES), Japan, pp. 1.1–LR.5
- Pereira, P., Brevik, E.C., Muñoz-Rojas, M., Miller, B.A., Smetanova, A., Depellegrin, D., Misiune, I., Novara, A., Cerdà, A., 2017. Chapter 2 - Soil Mapping and Processes Modeling for Sustainable Land Management, in: *Soil Mapping and Process Modeling for Sustainable Land Use Management*. Elsevier, pp. 29–60. doi:10.1016/B978-0-12-805200-6.00002-5
- Powlson, D.S., Stirling, C.M., Thierfelder, C., White, R.P., Jat, M.L., 2016. Does conservation agriculture deliver climate change mitigation through soil carbon sequestration in tropical agro-ecosystems? *Agric. Ecosyst. Environ.* 220, 164–174. doi:10.1016/j.agee.2016.01.005
- Puigdefábregas, J., 2005. The role of vegetation patterns in structuring runoff and sediment fluxes in drylands. *Earth Surf. Process. Landf.* 30, 133–147. doi:10.1002/esp.1181
- QGIS, 2014, QGIS User Guide, Version 2.2. QGIS project.303p.
- Qu, M., Li, W., Zhang, C., 2013. Assessing the spatial uncertainty in soil nitrogen mapping through stochastic simulations with categorical land use information. *Ecol. Inform.* 16, 1–9. doi:10.1016/j.ecoinf.2013.04.001
- Rabeharisoa, L., 2004. Gestion de la fertilité et de la fertilisation phosphatée des sols ferrallitiques des Hautes Terres de Madagascar (Thèse de doctorat d'Etat). Université d'Antananrivo.
- Rabenarivo, M., Chapuis-Lardy, L., Brunet, D., Chotte, J.-L., Rabeharisoa, L., Barthès, B.G., 2013. Comparing near and Mid-Infrared Reflectance Spectroscopy for Determining Properties of Malagasy Soils, Using Global or LOCAL Calibration. *J. Infrared Spectrosc.* 21, 495–509. doi:10.1255/jnirs.1080
- Rabesiranana, N., Rasolonirina, M., Solonjara, A.F., Ravoson, H.N., Raelina Andriambololona, Mabit, L., 2016. Assessment of soil redistribution rates by ¹³⁷Cs and ²¹⁰Pbex in a typical Malagasy agricultural field. *J. Environ. Radioact.* 152, 112–118. doi:10.1016/j.jenvrad.2015.11.007
- Raharimalala, N.D., 2013. Evaluation des stocks de carbone et de phosphore total dans différents types de sols à Madagascar.

- Rakotomampionona, N. ando, 2013. Evaluation des stocks de carbone et d'azote du sol sous des pratiques agro-écologique et conventionnelle dans le Moyen Ouest du Vakinankaratra.
- Rakotondrabe, M., Aubert, S., Razafiarijaona, J., Ramananarivo, S., Ramananarivo, R., Antona, M., 2014. Les paiements pour services environnementaux: un moyen de contenir les cultures sur brûlis forestier à Madagascar. *Bois For. Trop.* 55–68.
- Rakotovao, N.H., Razafimbelo, T.M., Rakotosamimanana, S., Randrianasolo, Z., Randriamalala, J.R., Albrecht, A., 2017. Carbon footprint of smallholder farms in Central Madagascar: The integration of agroecological practices. *J. Clean. Prod.* 140, 1165–1175. doi:10.1016/j.jclepro.2016.10.045
- Ramaroson, V.H., Becquer, T., Sá, S.O., Razafimahatratra, H., Delarivière, J.L., Blavet, D., Vendrame, P.R.S., Rabeharisoa, L., Rakotondrazafy, A.F.M., 2017. Mineralogical analysis of ferralitic soils in Madagascar using NIR spectroscopy. *CATENA*. doi:10.1016/j.catena.2017.07.016
- Ramifehiarivo, N., Brossard, M., Grinand, C., Andriamananjara, A., Razafimbelo, T., Rasolohery, A., Razafimahatratra, H., Seyler, F., Ranaivoson, N., Rabenarivo, M., Albrecht, A., Razafindrabe, F., Razakamanarivo, H., 2017. Mapping soil organic carbon on a national scale: Towards an improved and updated map of Madagascar. *Geoderma Reg., Digital soil mapping across the globe* 9, 29–38. doi:10.1016/j.geodrs.2016.12.002
- Ramifehiarivo, N., Brossard, M., Razakamanarivo, H., 2016. Challenges in establishing digital maps of soil organic carbon in Madagascar. *Pedometron* 39, 26–31.
- Ramirez-Lopez, L., Schmidt, K., Behrens, T., van Wesemael, B., Demattê, J.A.M., Scholten, T., 2014. Sampling optimal calibration sets in soil infrared spectroscopy. *Geoderma* 226, 140–150. doi:10.1016/j.geoderma.2014.02.002
- Ranarijaona, H.L.T., 2007. Concept de Modèle Ecologique pour la Zone Humide Alaotra. *Madag. Conserv. Dev.* 2.
- Randrianandrasana, L., 2013. Evaluation des stocks de carbone et d'azote des sols dans la zone de production laitière de Vakinankaratra.
- Razafimahatratra, H., 2011. Sols malgaches et spectroscopie dans le moyen infrarouge: classification, caractérisation et sensibilité au climat (Thèse pour l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences Agronomiques). Université d'Antananarivo, Ecole Supérieure des Sciences Agronomiques.
- Razafimbelo, T.M., Albrecht, A., Oliver, R., Chevallier, T., Chapuis-Lardy, L., Feller, C., 2008. Aggregate associated-C and physical protection in a tropical clayey soil under Malagasy conventional and no-tillage systems. *Soil Tillage Res.* 98, 140–149. doi:10.1016/j.still.2007.10.012
- Razakamanarivo, R.H., Grinand, C., Razafindrakoto, M.A., Bernoux, M., Albrecht, A., 2011. Mapping organic carbon stocks in eucalyptus plantations of the central highlands of Madagascar: A multiple regression approach. *Geoderma* 162, 335–346. doi:10.1016/j.geoderma.2011.03.006
- Reeves III, J. 2010. Near- versus mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil analysis emphasizing carbon and laboratory versus on-site analysis: Where are we and what needs to be done? *Geoderma* 158, <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.04.005>
- Rhodes, C.J., 2016. The 2015 Paris Climate Change Conference: COP21. *Sci. Prog.* 99, 97–104. doi:10.3184/003685016X14528569315192

- Richardson, A.E., Hocking, P.J., Simpson, R.J., George, T.S., 2009. Plant mechanisms to optimise access to soil phosphorus. *Crop Pasture Sci.* 60, 124–143. doi:10.1071/CP07125
- Rossel, V., Brus, D.J., Lobsey, C., Shi, Z., McLachlan, G., 2016. Baseline estimates of soil organic carbon by proximal sensing: Comparing design-based, model-assisted and model-based inference. *Geoderma* 265,152-163.
- Rossiter, D.G., 2016. Digital Soil Resource Inventories: Status and Prospects in 2015, in: *Digital Soil Mapping Across Paradigms, Scales and Boundaries*, Springer Environmental Science and Engineering. Springer, Singapore, pp. 275–286. doi:10.1007/978-981-10-0415-5_22
- Roudart, L., 2010. Terres cultivables et terres cultivées: apports de l'analyse croisée de trois bases de données à l'échelle mondiale. *Notes Études Socio-Économiques* 34, 57–95.
- Rouse, J., Hass, R., Schell, J., Deering, D., 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: Franden, S., Marcanti, E., Becker, M. (Eds.), *Third ERTS-1 Symposium* Washington D.C., pp. 309-317.
- Ryan, C.M., Hill, T., Woollen, E., Ghee, C., Mitchard, E., Cassells, G., Grace, J., Woodhouse, I.H., Williams, M., 2012. Quantifying small-scale deforestation and forest degradation in African woodlands using radar imagery. *Glob. Change Biol.* 18, 243–257. doi:10.1111/j.1365-2486.2011.02551.x
- Ryan, P., McKenzie, N., O'Connell, D., Loughhead, A., Leppert, P., Jacquier, D., Ashton, L., 2000. Integrating forest soils information across scales: Spatial prediction of soil properties under Australian forests. *For Ecol Manage* 138, [http://dx.doi.org/10.1016/S0378-1127\(00\)00393-5](http://dx.doi.org/10.1016/S0378-1127(00)00393-5)
- Ryle, G.J.A., Hesketh, J.D., 1969. Carbon Dioxide Uptake in Nitrogen-Deficient Plants. *Crop Sci.* 9, 451–454. doi:10.2135/cropsci1969.0011183X000900040019x
- Sakin, E., Sakin, E.D., Aslan, H., 2010. Carbon and Nitrogen Stocks and C: N Ratio of Harran Plain Soils. *Not. Sci. Biol.* 2, 104–110. doi:10.15835/nsb245437
- Sanchez, P.A., Shepherd, K.D., Soule, M.J., Place, F.M., Buresh, R.J., Izac, A.-M.N., Mkwunye, A.U., Kwesiga, F.R., Ndiritu, C.G., Woomer, P.L., 1997. Soil Fertility Replenishment in Africa: An Investment in Natural Resource Capital. *Replenishing Soil Fertil. Afr. sssaspecialpubl*, 1–46. doi:10.2136/sssaspecpub51.c1
- Sánchez-Azofeifa, G.A., Castro-Esau, K.L., Kurz, W.A., Joyce, A., 2009. Monitoring carbon stocks in the tropics and the remote sensing operational limitations: from local to regional projects. *Ecol. Appl.* 19, 480–494. doi:10.1890/08-1149.1
- Scheiner, J.D., 2005. Spéciation du Carbone, de l'Azote et du Phosphore de différentes boues de stations d'épuration au cours de leurs incubations contrôlées dans deux types de sol. Institut National Polytechnique de Toulouse.
- Schlamadinger, B., Bird, N., Johns, T., Brown, S., Canadell, J., Ciccarese, L., Dutschke, M., Fiedler, J., Fischlin, A., Fearnside, P., Forner, C., Freibauer, A., Frumhoff, P., Hoehne, N., Kirschbaum, M.U.F., Labat, A., Marland, G., Michaelowa, A., Montanarella, L., Moutinho, P., Murdiyarso, D., Pena, N., Pingoud, K., Rakonczay, Z., Rametsteiner, E., Rock, J., Sanz, M.J., Schneider, U.A., Shvidenko, A., Skutsch, M., Smith, P., Somogyi, Z., Trines, E., Ward, M., Yamagata, Y., 2007. A synopsis of land use, land-use change and forestry (LULUCF) under the Kyoto Protocol and Marrakech Accords. *Environ. Sci. Policy, Options for including agriculture and forestry activities in a post-2012 international climate agreement* 10, 271–282. doi:10.1016/j.envsci.2006.11.002

- Schwilch, G., Bernet, L., Fleskens, L., Giannakis, E., Leventon, J., Marañón, T., Mills, J., Short, C., Stolte, J., van Delden, H., Verzandvoort, S., 2016. Operationalizing ecosystem services for the mitigation of soil threats: A proposed framework. *Ecol. Indic.* 67, 586–597. doi:10.1016/j.ecolind.2016.03.016
- Sharma, A., Tiwari, K.N., Bhadoria, P.B.S., 2011. Effect of land use land cover change on soil erosion potential in an agricultural watershed. *Environ. Monit. Assess.* 173, 789–801. doi:10.1007/s10661-010-1423-6
- Sharma, P., Rai, S.C., 2007. Carbon sequestration with land-use cover change in a Himalayan watershed. *Geoderma* 139, 371–378. doi:10.1016/j.geoderma.2007.02.016
- Simon and Schuster, 1978- *Rocks and Minerals*. Edited by Martin P., George H. & Joseph P., The American museum of natural history, p 377.
- Sinha, S., Sharma, L.K., Nathawat, M.S., 2015. Improved Land-use/Land-cover classification of semi-arid deciduous forest landscape using thermal remote sensing. *Egypt. J. Remote Sens. Space Sci.* 18, 217–233. doi:10.1016/j.ejrs.2015.09.005
- Skidmore, A.K., 1999. Accuracy assessment of spatial information, in: *Spatial Statistics for Remote Sensing, Remote Sensing and Digital Image Processing*. Springer, Dordrecht, pp. 197–209. doi:10.1007/0-306-47647-9_12
- Smith, F.W., Mudge, S.R., Rae, A.L., Glassop, D., 2003. Phosphate transport in plants. *Plant Soil* 248, 71–83. doi:10.1023/A:1022376332180
- Smith, P., Ashmore, M.R., Black, H.I.J., Burgess, P.J., Evans, C.D., Quine, T.A., Thomson, A.M., Hicks, K., Orr, H.G., 2013. REVIEW: The role of ecosystems and their management in regulating climate, and soil, water and air quality. *J. Appl. Ecol.* 50, 812–829. doi:10.1111/1365-2664.12016
- Smith, P., Cotrufo, M.F., Rumpel, C., Paustian, K., Kuikman, P.J., Elliott, J.A., McDowell, R., Griffiths, R.I., Asakawa, S., Bustamante, M., House, J.I., Sobocká, J., Harper, R., Pan, G., West, P.C., Gerber, J.S., Clark, J.M., Adhya, T., Scholes, R.J., Scholes, M.C., 2015. Biogeochemical cycles and biodiversity as key drivers of ecosystem services provided by soils. *SOIL* 1, 665–685. doi:https://doi.org/10.5194/soil-1-665-2015
- Sommers, L.E., Nelson, D.W., 1972. Determination of Total Phosphorus in Soils: A Rapid Perchloric Acid Digestion Procedure. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 36, 902–904. doi:10.2136/sssaj1972.03615995003600060020x
- Soriano-Disla, J.M., Janik, L.J., Rossel, R.A.V., Macdonald, L.M., McLaughlin, M.J., 2014. The Performance of Visible, Near-, and Mid-Infrared Reflectance Spectroscopy for Prediction of Soil Physical, Chemical, and Biological Properties. *Appl. Spectrosc. Rev.* 49, 139–186. doi:10.1080/05704928.2013.811081
- Sreenivas, K., Sujatha, G., Sudhir, K., Vamsi, D., Fyze, M., Ravisankar, Dadhwal, V., 2014. Spatial Assessment of Soil Organic Carbon Density Through Random Forests Based Imputation. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* 42, 577–587.
- Stockmann, U., Adams, M.A., Crawford, J.W., Field, D.J., Henakaarchchi, N., Jenkins, M., Minasny, B., McBratney, A.B., de Courcelles, V. de R., Singh, K., Wheeler, I., Abbott, L., Angers, D.A., Baldock, J., Bird, M., Brookes, P.C., Chenu, C., Jastrow, J.D., Lal, R., Lehmann, J., O'Donnell, A.G., Parton, W.J., Whitehead, D., Zimmermann, M., 2013. The knowns, known unknowns and unknowns of sequestration of soil organic carbon. *Agric. Ecosyst. Environ.* 164, 80–99. doi:10.1016/j.agee.2012.10.001

- Stockmann, U., Padarian, J., McBratney, A., Minasny, B., de Brogniez, D., Montanarella, L., Hong, S.Y., Rawlins, B.G., Field, D.J., 2015. Global soil organic carbon assessment. *Glob. Food Secur.* 6, 9–16. doi:10.1016/j.gfs.2015.07.001
- Styger, E., Fernandes, E.C.M., Rakotondramasy, H.M., Rajaobelimirina, E., 2009. Degrading uplands in the rainforest region of Madagascar: Fallow biomass, nutrient stocks, and soil nutrient availability. *Agroforestry System* 77, 107-122.
- Styger, E., Rakotondramasy, H.M., Pfeffer, M.J., Fernandes, E.C.M., Bates, D.M., 2007. Influence of slash-and-burn farming practices on fallow succession and land degradation in the rainforest region of Madagascar. *Agric. Ecosyst. Environ.* 119, 257–269. doi:10.1016/j.agee.2006.07.012
- Suuster, E., Ritz, C., Roostalu, H., Kõlli, R., Astover, A., 2012. Modelling soil organic carbon concentration of mineral soils in arable land using legacy soil data. *European Journal of Soil science* 63,351-359.
- Swinton, S.M., Lupi, F., Robertson, G.P., Hamilton, S.K., 2007. Ecosystem services and agriculture: Cultivating agricultural ecosystems for diverse benefits. *Ecol. Econ., Special Section - Ecosystem Services and Agriculture* 64, 245–252. doi:10.1016/j.ecolecon.2007.09.020
- Terhoeven-Urselmans, T., Vagen, T.-G., Spaargaren, O., Shepherd, K.D., 2010. Prediction of Soil Fertility Properties from a Globally Distributed Soil Mid-Infrared Spectral Library. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 74, 1792–1799. doi:10.2136/sssaj2009.0218
- Thuriès, L., Arrufat, A., Dubois, M., Feller, C., Herrmann, P., Larré-Larrouy, M.-C., Martin, C., Pansu, M.A., Remy, J.C., Viel, M., 2000. Influence d'une fertilisation organique et de la solarisation sur la productivité maraichère et les propriétés d'un sol sableux sous abri. *Etude Gest. Sols* 7, 73–88.
- Tian, J., Boitt, G., Black, A., Wakelin, S., Condrón, L.M., Chen, L., 2017. Accumulation and distribution of phosphorus in the soil profile under fertilized grazed pasture. *Agric. Ecosyst. Environ.* 239, 228–235. doi:10.1016/j.agee.2017.01.022
- Tobias, S., 2013. Preserving ecosystem services in urban regions: Challenges for planning and best practice examples from Switzerland. *Integr. Environ. Assess. Manag.* 9, 243–251. doi:10.1002/ieam.1392
- Torahi, A.A., Rai, S.C., 2011. Land Cover Classification and Forest Change Analysis, Using Satellite Imagery-A Case Study in Dehdez Area of Zagros Mountain in Iran. *J. Geogr. Inf. Syst.* 03, 1–11. doi:10.4236/jgis.2011.31001
- Torquebiau, E., 2017. Le changement climatique, un défi pour la recherche : l'exemple de l'initiative « 4 % ». *OCL* 24, D108. doi:10.1051/ocl/2016054
- Tucker, C.J., 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sens. Environ.* 8, 127–150. doi:10.1016/0034-4257(79)90013-0
- Urakawa, R., Shibata, H., Kuroiwa, M., Inagaki, Y., Tateno, R., Hishi, T., Fukuzawa, K., Hirai, K., Toda, H., Oyanagi, N., Nakata, M., Nakanishi, A., Fukushima, K., Enoki, T., Suwa, Y., 2014. Effects of freeze-thaw cycles resulting from winter climate change on soil nitrogen cycling in ten temperate forest ecosystems throughout the Japanese archipelago. *Soil Biol. Biochem.* 74, 82–94. doi:10.1016/j.soilbio.2014.02.022
- Vågen, T.-G., 2006. Remote sensing of complex land use change trajectories—a case study from the highlands of Madagascar. *Agric. Ecosyst. Environ.* 115, 219–228. doi:10.1016/j.agee.2006.01.007

- Vagen, T.G., Andrianorofanomezana, M.A.A., Andrianorofanomezana, S., 2006. Deforestation and cultivation effects on characteristics of oxisols in the highlands of Madagascar. *Geoderma* 131, <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.03.026>
- Vågen, T.-G., Shepherd, K.D., Walsh, M.G., 2006. Sensing landscape level change in soil fertility following deforestation and conversion in the highlands of Madagascar using Vis-NIR spectroscopy. *Geoderma* 133, 281–294. doi:10.1016/j.geoderma.2005.07.014
- Vagen, T.G., Winowiecki, L.A., 2013. Mapping of soil organic carbon stocks for spatially explicit assessments of climate change mitigation potential. *Environ. Res. Lett.* 8, 1-9.
- Vågen, T.-G., Winowiecki, L.A., Tondoh, J.E., Desta, L.T., Gumbrecht, T., 2016. Mapping of soil properties and land degradation risk in Africa using MODIS reflectance. *Geoderma* 263, 216–225. doi:10.1016/j.geoderma.2015.06.023
- Viscarra Rossel, R.A., Bui, E.N., 2016. A new detailed map of total phosphorus stocks in Australian soil. *Sci. Total Environ.*, Special Issue on Sustainable Phosphorus Taking stock: Phosphorus supply from natural and anthropogenic pools in the 21st Century 542, 1040–1049. doi:10.1016/j.scitotenv.2015.09.119
- Viscarra Rossel, R.A., Walvoort, D.J.J., McBratney, A.B., Janik, L.J., Skjemstad, J.O., 2006. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma* 131, 59–75. doi:10.1016/j.geoderma.2005.03.007
- Waithaisong, K., Robin, A., Martin, A., Clairotte, M., Villeneuve, M., Deleporte, P., Plassard, C., 2014. N-fixing tree species introduced in Eucalyptus forest modify soil organic P and low molecular weight organic acid pools.
- Walter, C., Bispo, A., Chenu, C., Langlais-Hesse, A., Schwartz, C., 2015. Les services écosystémiques des sols: du concept à sa valorisation. *Agric. Foncier-Concurr. Entre Usages Sols Entre Usagers Sols Agric. Quest. Foncière Renouvelée* Ed C Demeter Paris Cah. Demeter 51–68.
- Waltert, F., Schläpfer, F., 2010. Landscape amenities and local development: A review of migration, regional economic and hedonic pricing studies. *Ecol. Econ.*, Special Section: Ecological Distribution Conflicts 70, 141–152. doi:10.1016/j.ecolecon.2010.09.031
- Wang, G., Zhou, Y., Xu, X., Ruan, H., Wang, J., 2013. Temperature sensitivity of Soil Organic Carbon mineralization along an Elevation Gradient in the Wuyi Mountains, China. *PLOS-ONE*, <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0053914>
- Wang, K., Zhang, C., Li, W., 2013. Predictive mapping of soil total nitrogen at a regional scale: A comparison between geographically weighted regression and cokriging. *Appl. Geogr.* 42, 73–85. doi:10.1016/j.apgeog.2013.04.002
- Wang, S., Zhuang, Q., Wang, Q., Jin, X., Han, C., 2017. Mapping stocks of soil organic carbon and soil total nitrogen in Liaoning Province of China. *Geoderma* 305, 250–263. doi:10.1016/j.geoderma.2017.05.048
- Wang, Y., Li, Y., Ye, Yu, Chu X., Wang, X., 2010. Profile storage of organic/inorganic carbon in soil: From forest to desert. *Science of the Total Environment* 408, 1925-1931.
- Webster, R., 1994. The development of pedometrics. *Geoderma* 62, 1–15. doi:10.1016/0016-7061(94)90024-8
- Wei, C., Rowe, G., Escobar-Briones, E., Boetius, A., Soltwedel, T., Caley, M., 2010. Global patterns and predictions of seafloor biomass using random forests. *PLoS ONE* 5, <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0015323>.

- Weng, Q., 2011. *Advances in Environmental Remote Sensing: Sensors, Algorithms, and Applications*. CRC Press.
- Were, K., Ram, B., Bjarne, O., 2016. Spatially distributed modelling and mapping of soil organic carbon and total nitrogen stocks in the Eastern Mau Forest Reserve, Kenya. *Journal of Geographical Sciences*, <http://dx.doi.org/10.1007/s11442-016-1257-4>.
- White, R., Murray, S., Rohweder, M., 2000. Carbon storage, in: Kalai, K.K., (Eds.), *Pilot Analysis of Global Ecosystems: Grassland Ecosystems*, World Resources Institute, Washington, pp. 49-53.
- World Bank International, 2016. Population growth (annual %) | Data [WWW Document]. URL <https://data.worldbank.org/indicator/SP.POP.GROW> (accessed 9.5.17).
- World Bank, 2005. *Where Is the Wealth of Nations? Measuring Capital for the 21st Century*. The World Bank. doi:10.1596/978-0-8213-6354-6
- Xi, N., Carrère, P., Bloor, J.M.G., 2014. Nitrogen form and spatial pattern promote asynchrony in plant and soil responses to nitrogen inputs in a temperate grassland. *Soil Biol. Biochem.* 71, 40–47. doi:10.1016/j.soilbio.2014.01.008
- Xu, H., 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Int. J. Remote Sens.* 27, 3025–3033. doi:10.1080/01431160600589179
- Xu, L., He, N., Yu, G., 2016. Methods of evaluating soil bulk density: Impact on estimating large scale soil organic carbon storage. *CATENA* 144, 94–101. doi:10.1016/j.catena.2016.05.001
- Yang, C., Everitt, J.H., Murden, D. 2011. Evaluating high resolution SPOT 5 satellite imagery for crop identification. *Computers and Electronics in Agriculture* 75, 347-354.
- Yang, L., Zhang, L., Geisseler, D., Wu, Z., Gong, P., Xue, Y., Yu, C., Juan, Y., Horwath, W.R., 2016. Available C and N affect the utilization of glycine by soil microorganisms. *Geoderma* 283, 32–38. doi:10.1016/j.geoderma.2016.07.022
- Yasrebi, J., Saffari, M., Fathi, H., Karimian, N., Moazallahi, M., Gazni, R., 2009. Evaluation and comparison of Ordinary Kriging and Inverse Distance Weighting methods for prediction of spatial variability of some soil chemical parameters. *Res. J. Biol. Sci.* 4, 93–102.
- Yigini, Y., Panagos, P., 2014. Reference Area Method for Mapping Soil Organic Carbon Content at Regional Scale. *Procedia Earth and Planetary Science* 10, 330-338.
- Yoro, G., Godo, G., 1990. Les méthodes de mesure de la densité apparente : analyse de la dispersion des résultats dans un horizon donné. *Cah. - ORSTOM Pédologie* 25, 423–429.
- Zaehringer, J.G., Schwilch, G., Andriamihaja, O.R., Ramamonjisoa, B., Messerli, P., 2017. Remote sensing combined with social-ecological data: The importance of diverse land uses for ecosystem service provision in north-eastern Madagascar. *Ecosyst. Serv.* 25, 140–152. doi:10.1016/j.ecoser.2017.04.004
- Zeng, C., Yang, L., Zhu, A.-X., Rossiter, D.G., Liu, Jing, Liu, Junzhi, Qin, C., Wang, D., 2016. Mapping soil organic matter concentration at different scales using a mixed geographically weighted regression method. *Geoderma* 281, 69–82. doi:10.1016/j.geoderma.2016.06.033

- Zhang, M., He, Z., Zhao, A., Zhang, H., Endale, D.M., Schomberg, H.H., 2011. Water-Extractable Soil Organic Carbon and Nitrogen Affected by Tillage and Manure Application. *Soil Sci.* 176, 307–312. doi:10.1097/SS.0b013e31821d6d63
- Zhou, W., Troy, A., 2008. An object-oriented approach for analysing and characterizing urban landscape at the parcel level. *Int. J. Remote Sens.* 29, 3119–3135. doi:10.1080/01431160701469065
- Zwartendijk, B.W., van Meerveld, H.J., Ghimire, C.P., Bruijnzeel, L.A., Ravelona, M., Jones, J.P.G., 2017. Rebuilding soil hydrological functioning after swidden agriculture in eastern Madagascar. *Agric. Ecosyst. Environ.* 239, 101–111. doi:10.1016/j.agee.2017.01.002

Annexes

Annexe 1: Challenges in establishing digital maps of soil organic carbon in Madagascar

Article publié dans le Magazine Pedometron issue 39 en 2017 ; 26-35

<http://www.pedometrics.org/Pedometron/Pedometron39.pdf>

Challenges in establishing digital maps of soil organic carbon in Madagascar

By Nandrianina Ramifehlarivo¹ (ranandrianina@hotmail.fr) , Michel Brossard², Herintsitohaina Razakamanarivo¹

¹Laboratory of Radioisotopes, University of Antananarivo, Madagascar

²UMR Eco&Sols IRD Cayenne, France

• Soil in Madagascar

Madagascar is an island located in Eastern Africa (Fig.1) in the Indian Ocean (area of 587,000 km², between 11°57 and 25°29 S and 43°14 and 50°27 E) with a tropical climate characterized by a variety of vegetative cover: Forest, shrub fallow, agricultural land, bare land, mangroves... (Fig.2 respectively (a) to (e)). The geomorphology roughly consists of three parallel longitudinal zones: central highland, humid coastal strip in the east, and zone of low highland and plains in the west. Dominant soil types are Ferralsols (Ferrallitic soil) and Ferric Luvisols (Ferruginous soil) covering over 46% and 28 % of national area respectively (Fig.1).

It is an island where its natural resources present a richness not only in the biodiversity of flora and fauna but also in terms of soil. This soil resource has an important place given that more than 80% of Malagasy people live in rural area where agricultural activities are performed on different landscapes (Forest, Coast, plains, shrubland). Nevertheless, due to the unsustainable agricultural practices (slash and burn, imbalance fertilization...), add to the spectacular erosion phenomena, Malagasy soil undergoes a considerable pressure. This makes us focus on soil inventory and mapping.

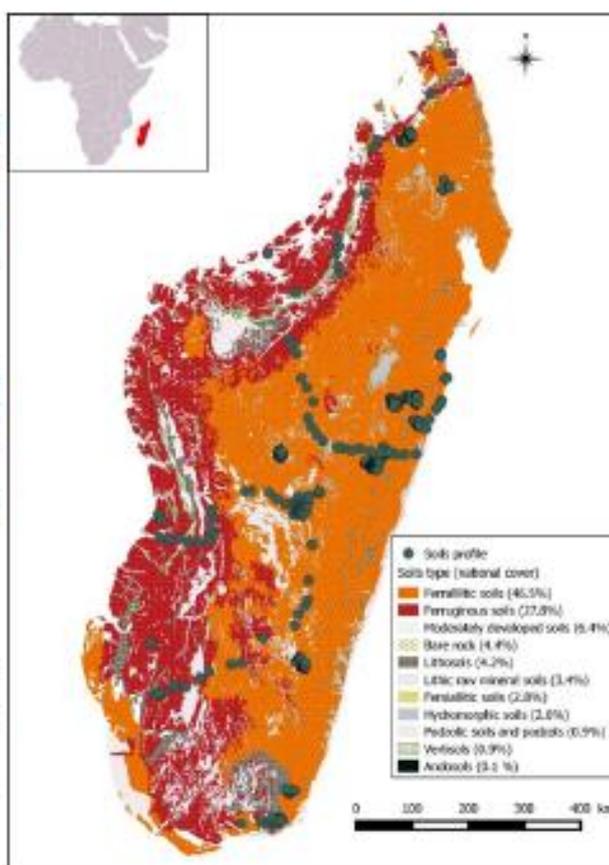


Fig. 1. Soil distribution in Madagascar (Delenne and Pelletier, 1981) with location of soil profiles studies on 2010 to 2015 (n = 1,993)

Challenges in establishing digital maps of soil organic carbon in Madagascar

- **The history of soil survey**

Soil research in Madagascar included three major periods (Feller et al., 2010):

- before 1970, French researchers from Office of Scientific Research in Overseas Territories (ORSTOM) particularly worked on the identification of existing soil types, their classification following the French Commission of Soil Science and Soil Mapping (CPCS, 1967), their spatial distribution in some coastal area of interest, and the study of pedogenesis.
- between 1970-1994 : during which Malagasy researchers from the National Agricultural Research Institute (FOFIFA) and French researchers from ORSTOM have done many works in applied pedology and large-scale mapping of soil type (1 :10,000 to 1 :200,000) for irrigation, fertilization studies and land development.
- and from 1994 : where other overseas researchers (British, Japanese...) joined the Malagasy researchers from FOFIFA and Laboratory of Radioisotopes (LRI) of University of Antananarivo, and French researchers from the Institute of Research for Development (IRD, formerly called ORSTOM), in soil survey in the framework of climate change mitigation and adaptation, food security, biodiversity conservation, and land degradation.

Maps of 1:200,000 only cover 20% of the national area and the remaining larger-scale studies don't cover more than 2% of the territory. Nevertheless, Soil Organic Carbon (SOC) as the main content of soil organic matter was always considered. Actually, knowledge of the size, the temporal and spatial distribution of SOC sequestration provides a good understanding of the ecosystem carbon balance. This last contribute to a better policy decision making and implementation of a sustainable crop production, and also a sustainable natural resource management.

- **A national database as a main output of soil surveys**

Following the different works of the three above-mentioned periods, a national georeferenced soil and environmental database named VALSOL-Madagascar was established, which contains soil maps and soil data information from soil surveys. This database, updated during the last 5 years by LRI and IRD teams recorded soil information by profile (soil profile (Fig.2 (f) to (l)), including geographical location, physical and chemical soil properties such as soil thickness, soil organic carbon content, bulk density, clay, silt, and sand content, pH (47 properties), (Beaudou and Le Martret, 2004).

Now, this database contains 770 soil profiles information carried out by the research during the ORSTOM period and 3,122 soil profiles collected during the third period.

- **Mapping of Soil Organic Carbon**

Many efforts were made in order to acquire good knowledge of the spatial distribution of SOC; they included field works (Fig.2j) all along the big island, and laboratory works (Fig.2 (l) to (o)). This last combines conventional methods with chemical analysis using several reagents and also alternative methods corresponding to the Infrared Spectroscopy (the near- and mid-infrared spectroscopies (Fig.2k) ones). All this allow the establishment of Soil Or-

Challenges in establishing digital maps of soil organic carbon in Madagascar

ganic Carbon stocks (SOCs) map at different levels according to the needs of scientists and policy makers (Fig.2). Few attempts were undertaken in SOC mapping at different level: local, regional and national. At local level, there is the research carried out by Razakamanarivo et al. (2011) on SOC mapping for the first 30 cm depth in eucalyptus plantations (30 m resolution) in the central highlands of Madagascar by using the gradient boosting model ($n = 41$ soil profiles). At the national level, Grinand et al. (2009) has produced a SOC map for the 30 cm depth (1,000 m of resolution) according to VALSOL-Madagascar which gathered SOC data collected before 1979 ($n = 279$ soil profiles), by using average values of soil-vegetation units. This study was the first evaluation of organic carbon resource in Madagascar in order to assess its future trend in climate and land use change. At regional level, SOC mapping of eastern humid ecoregion was done in 2014 (www.nerr-fh-mada.net/) by using an updated database ($n = 733$ soil profiles) of VALSOL-Madagascar at 0 to 30 cm depth (30 m resolution) to the reference level of the greenhouse gas (GHG) emissions from deforestation within this ecoregion (using the Random Forests Approach). Despite these studies, SOC mapping approaches in Madagascar still need to be developed in order to reduce uncertainty regarding the accuracy of the map. This main uncertainty is often related to sample small size and sample plot location, undersampled locations, errors generated from laboratory analysis and land cover mapping from remote sensing, modelling errors, My ongoing research focuses on this problem of accuracy.

• Towards a digital map of soil carbon at the national level

In 2015, VALSOL-Madagascar was updated. My main work consists in the capitalisation of these data and producing maps with a minimum of uncertainty at the national level by using easy-to-access covariates in time and in space. The first results showed that the most recent soil inventory ($n = 1,993$ soil profiles (Fig.1) sampled between 2010-2015) with using the Random Forests approach gave a good prediction ($R^2 = 0.59$ and a $RMSE = 25.81 \text{ MgC}\cdot\text{ha}^{-1}$ on an external validation dataset ($n = 358$)). The model is influenced by elevation, temperature and vegetation data. The SOC map ranged (Fig.3) from 28.3 to 197.6 $\text{MgC}\cdot\text{ha}^{-1}$ on 30 cm of depth. The total SOC was $4,137 \pm 1,214 \text{ TgC}$ with coefficient of variation (CV) of 29%. In spite of this first success, there were some gaps in regions with lithic raw mineral soils because of the lack of our SOC database and 3.4 % of the area was not predicted. The new national map produced with my model has improved the accuracy of the prediction: (i) in resolution, from the 1km^2 resolution for Grinand et al. (2009) to $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$ in the new digital map (case of county of Didy in Fig. 4) and (ii) in value by also decreasing the CV of the maps (66% for Grinand et al. (2009)). Although the accuracy of the map is updated, the next step of my PhD will concern the decrease of uncertainty by testing additional relevant covariates derived from remote sensing dataset.

• Conclusions

More than one century of soil studies allowed the IRD and LRI team to achieve the actual stage of spatial distribution of SOC in Madagascar. The use of DSM approach during the last

Challenges in establishing digital maps of soil organic carbon in Madagascar



Fig.2.Challenge in soil sampling for agronomical and environmental research

(Photos N. Ramifehiarivo, N. Ramboatiana, M. Razafindrakoto, A. Rina, N. Rakotovao)

5 years revolutionized the soil research, but much remains to do for achieving efficient national soil research goals in terms of : soil sampling, capacity building in modelling, in data mining and analysing library of spectral data, in producing more interactive maps for the users (mapping of nitrogen and phosphorus for agronomic purposes) and the governments. Despite these studies, soil inventory is far from complete, because of access difficulties on the field work and the relative large size of the country, therefore, networking and advising are always welcome.

References

Beudou, A., Le Martret, H., 2004. MIRURAM/VALSOL: Un système d'information et une base de données pour représenter les sols tropicaux et leurs environnements. *Étude et gestion des sols* 11, 271- 284.

Delenne, M., Pelletier, F., 1981. Carte des conditions géographiques de la mise en valeur agricole de Madagascar: thème 1 : potentiel des unités physiques à 1/1.000.000. *ORSTOM, Office de la recherche scientifique et technique outre-mer*, Bondy, France. 3 feuilles.

Challenges in establishing digital maps of soil organic carbon in Madagascar

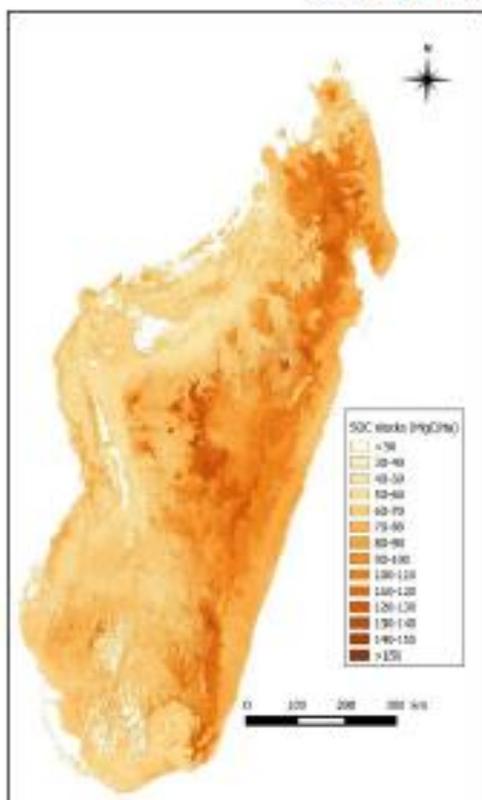


Fig.3. SOC_s (MgC.ha⁻¹) distribution map at national scale for the first 30cm soil layer based (2015)

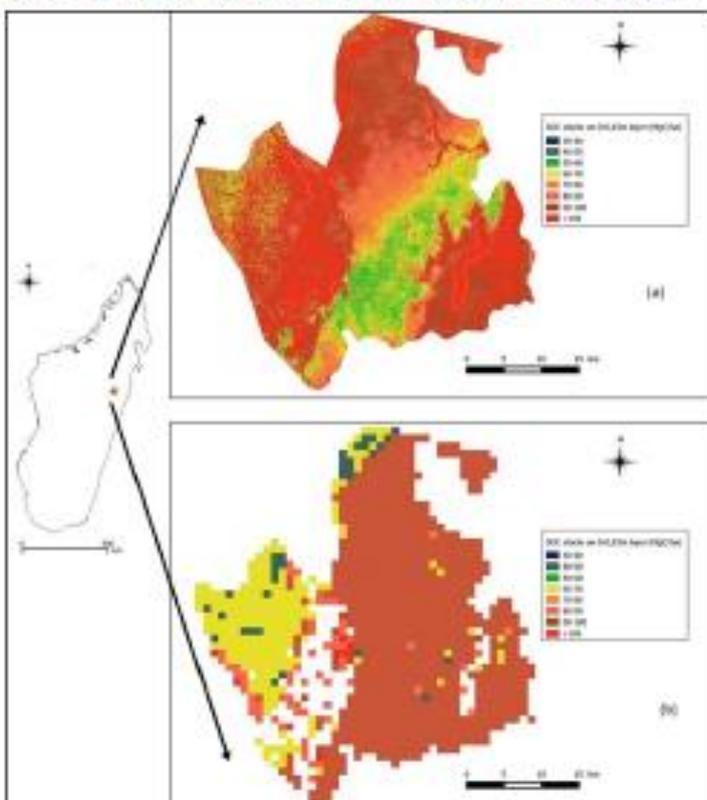


Fig.4. Comparison of SOC_s map for the first 30 cm layer in the county of Didy according the new national map (30m x3 0 m of resolution) (a) and the national map by Grinand et al. (2009) (1km² of resolution) (b)

Feller, C., Sandron, F., 2010. Parcours de recherche à Madagascar: l'IRD-ORSTOM et ses partenaires. *Institut de Recherche pour le Développement*. Marseille, France.423p

Grinand, C., Rajaonarivo, Bernoux, M., Pajot, Brossard, M., Razafimbelo, T., Albrecht, A., Le Martret, H., 2009. Estimation des stocks de Carbone dans les sols de Madagascar. *Étude et Gestion des Sols* 16 ,23-33.

Razakamanarivo, H., Grinand, C., Razafindrakoto, M. A., Bernoux, M., Albrecht, A., 2011. Mapping organic carbon stocks in eucalyptus plantations of the central highlands of Madagascar: A multiple regression approach. *Geoderma* 162, 335–346.

Challenges in establishing digital maps of soil organic carbon in Madagascar



Ramifehiarivo Nandrianina is a PhD student at the Laboratory of RadioIsotopes (LRI) of the University of Antananarivo (<http://www.laborradioisotopes.com/>), Madagascar. His research interests are: soil science, DSM, remote sensing, agronomy and Environment.

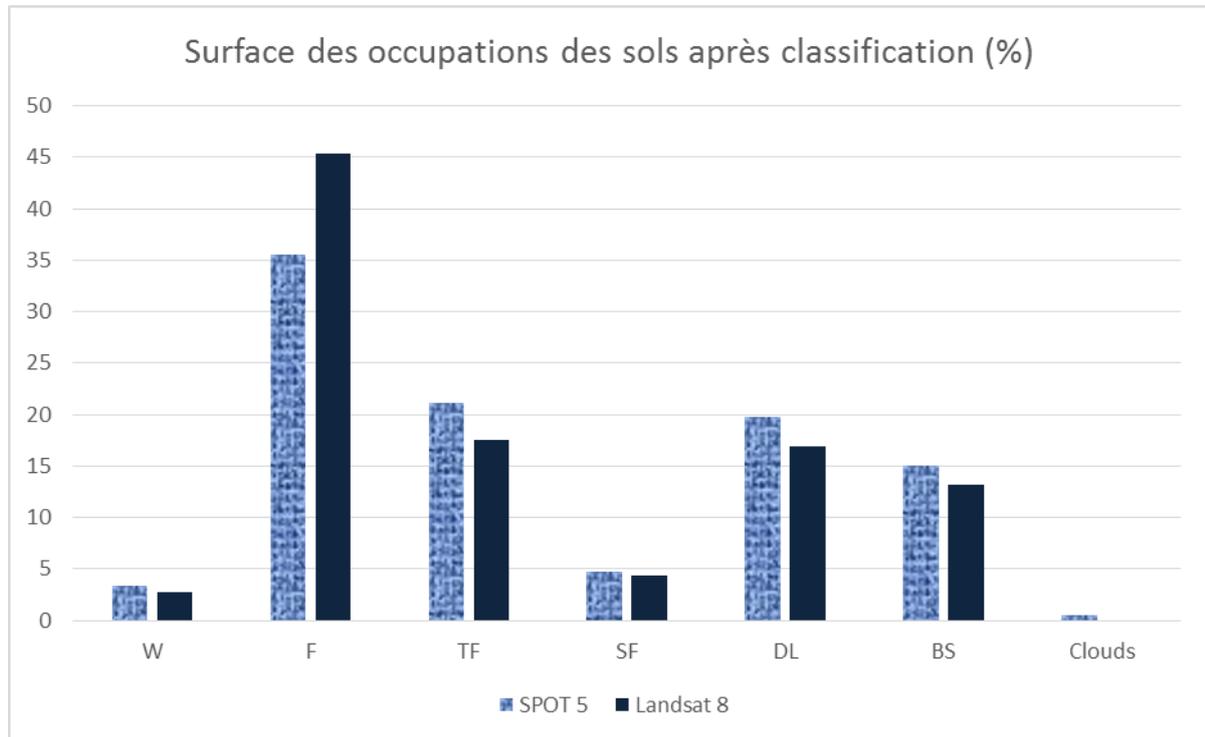
Herintsitohaina Razakamanarivo and Michel Brossard are Nandrianina's supervisors and they have closely followed the history of soil survey in Madagascar. Three of them are working closely with other [IBD UMR Eco&Soils members](#), [UMR Espace-dev](#), [FTM](#), [ETC-Terra Madagascar](#) and [Conservation International Madagascar](#).

Annexe 2: Thematic class from Baraldi algorithm

Spectral class	Spectral type name	Land covers likely to be included
1	Thick cloud leaf spectral category	Thick clouds
2	Thin cloud leaf spectral category	Thick clouds, cold, light-toned barren land and rangeland
3	Snow leaf spectral category	Snow
4	Ice or snow leaf spectral category	Ice or snow
5	Deep water or shadow spectral category	Deep clear water or shadows area, lava rocks
6	Shallow water or shadow spectral category	Shallow clear water and shadows area
7	Pit bog with High NDVI (HNDVI) leaf spectral category	
8	Pit bog with Mean NDVI (MNDVI) leaf spectral category	
9	Pit bog with Low NDVI (LNDVI) leaf spectral category	Greenhouses
10	Strong vegetation with High NIR (HNIR) leaf spectral category	vegetated croplands and pastures, broadleaved deciduous forest, mixed forests
11	Strong vegetation with Low NIR (LNIR) leaf spectral category	Evergreen forests, mixed forest, forest land in shadow areas
12	Average vegetation with HNIR leaf spectral category	croplands and pastures, evergreen forests, mixed forests
13	Average vegetation with LNIR leaf spectral category	Evergreen forests especially coniferous forests, forest land in shadow areas
14	Weak vegetation with HNIR leaf spectral category	Scarcely vegetated areas
15	Weak vegetation with LNIR leaf spectral category	Forest wetland
16	Strong shrub rangeland with HNIR leaf spectral category	Herbaceous rangeland, shrub and brush rangeland
17	Strong shrub rangeland with LNIR leaf spectral category	Shrub and brush rangeland, herbaceous rangeland
18	Average shrub rangeland with HNIR leaf spectral category	Herbaceous rangeland, shrub and brush rangeland
19	Average shrub rangeland with LNIR leaf spectral category	Shrub and brush rangeland, herbaceous rangeland
20	Strong herbaceous rangeland leaf spectral category	Herbaceous rangeland, vegetated cropland and pasture
21	Average herbaceous rangeland leaf spectral category	Herbaceous rangeland, barren land, scarcely vegetated, vegetated cropland and pasture

Spectral class	Spectral type name	Land covers likely to be included
22	Dark rangeland leaf spectral category	Mixed rangeland, eventually in shadow areas, non-forested wetland, mixed-urban or built-up land
23	Bright barren land or built-up with High TIR (HTIR) and flat spectral response leaf spectral category	Urban or built-up land and concrete roads
24	Bright barren land or built-up with HTIR and non-flat spectral response leaf spectral category	
25	Bright barren land or built-up with Low TIR (LTIR) and flat spectral response leaf spectral category	Urban or built-up land and concrete roads
26	Bright barren land or built-up with LTIR and non-flat spectral response leaf spectral category	
27	Strong barren land or built-up with HTIR and flat spectral response leaf spectral category	Urban or built-up land and concrete roads
28	Strong barren land or built-up with HTIR and non-flat spectral response leaf spectral category	Ploughed fields, barren land, including bare exposed rocks and beaches
29	Strong barren land or built-up with LTIR and flat spectral response leaf spectral category	Urban or built-up land and concrete roads
30	Strong barren land or built-up with LTIR and non-flat spectral response leaf spectral category	Ploughed fields, barren land, including bare exposed rocks and beaches
31	Average barren land or built-up with HTIR and flat spectral response leaf spectral category	Urban or built-up land and concrete roads
32	Average barren land or built-up with HTIR and non-flat spectral response leaf spectral category	
33	Average barren land or built-up with LTIR and flat spectral response leaf spectral category	Urban or built-up land and concrete roads
34	Average barren land or built-up with LTIR and non-flat spectral response leaf spectral category	
35	Dark barren land or built-up with HTIR and flat spectral response leaf spectral category	Urban or Built-up areas in particular parking lots, concrete roads, asphalt roads, grey-brown tile roofs, tan composite shingle roofs, barren land on dark mountain, slopes including burned areas, and bare exposed rocks , especially dark-toned soil

Spectral class	Spectral type name	Land covers likely to be included
36	Dark barren land or built-up with HTIR and non-flat spectral response leaf spectral category	Barren land, bare exposed rocks, especially dark-toned soil
37	Dark barren land or built-up with LTIR and flat spectral response leaf spectral category	Urban or Built-up areas in particular parking lots, concrete roads, asphalt roads, grey-brown tile roofs, tan composite shingle roofs, barren land on dark mountain, slopes including burned areas, and bare exposed rocks , especially dark-toned soil
38	Dark barren land or built-up with LTIR and non-flat spectral response leaf spectral category	
39	Weak rangeland leaf spectral category	Herbaceous rangeland
40	Shadow area with vegetation leaf spectral category	Shadow areas with vegetation, non-forest wetland
41	Shadow area with barren land leaf spectral category	Shadow area with barren land, lava rock, built-up areas, especially asphalt roads
42	Shadow clouds leaf spectral category	Clouds in shadow areas
43	Shadow snow leaf spectral category	Snow in shadow areas
44	Wetland leaf spectral category	Non-forest wetland, shadows areas with vegetation
45	Turbid water leaf spectral category	Turbid water, shadow areas
46	Shadow or unknow leaf spectral category	Shadow areas or unknown pixels

Annexe 3: Surface des occupations des sols après la classification Landsat 8 et SPOT 5

Annexe 4: Caractéristiques physiques des points de prélèvements après les travaux de terrains

Zone	Transect	N° Point	Latitude	Longitude	Alt (m)	Pente (°)	Forme paysage	Relief	Occupation actuelle	Type de sol
Fanandrana	1	FAN_P1	-18.20	49.32	18	5.4	Accidentée	Colline	DL	Hydromorphe
Fanandrana	1	FAN_P2	-18.20	49.33	28	19.2	Accidentée	Colline	BS	ferrallitique
Fanandrana	1	FAN_P3	-18.21	49.32	14	1.4	Plate	plaine	SF	Hydromorphe
Fanandrana	2	FAN_P4	-18.30	49.23	42	10.65	Accidentée	Colline	TF	ferrallitique
Fanandrana	2	FAN_P5	-18.31	49.23	42	18.8	Accidentée	Colline	TF	ferrallitique
Fanandrana	2	FAN_P6	-18.31	49.23	21	27.95	Accidentée	Colline	DL	ferrallitique
Fanandrana	2	FAN_P7	-18.32	49.24	23	25.55	Cuvette	Colline	SF	ferrallitique
Vohibinany	3	VHB_P8	-18.75	49.10	91	4.75	Plate	Vallée	DL	Hydromorphe
Vohibinany	3	VHB_P9	-18.75	49.11	83	19.4	Accidentée	Colline	BS	ferrallitique
Vohibinany	3	VHB_P10	-18.75	49.11	76	15.15	Accidentée	Colline	SF	ferrallitique
Vohibinany	3	VHB_P11	-18.76	49.11	59	17.8	Accidentée	colline	DL	ferrallitique (humifère)
Vohibinany	4	VHB_P12	-18.80	49.04	13	4.6	Plate	cuvette	DL	hydromorphe
Vohibinany	4	VHB_P13	-18.81	49.05	17	3.75	Plate	Plaine	SF	ferrallitique
Vohibinany	4	VHB_P14	-18.83	49.08	91	10.35	Accidentée	Colline	DL	Sols peu évolués
Vohibinany	4	VHB_P15	-18.84	49.09	73	10.15	Accidentée	Colline	DL	Sols peu évolués
Ampasimpotsy	6	AMP_P20	-18.73	48.26	908	0.7	Plate	Plaine	SF	Hydromorphe
Ampasimpotsy	6	AMP_P21	-18.73	48.27	928	9.3	Accidentée	cuvette	SF	Podzol
Ampasimpotsy	6	AMP_P22	-18.73	48.28	923	0.35	Plate	cuvette	SF	humifère
Ampasimpotsy	6	AMP_P23	-18.73	48.28	948	19.15	Accidentée	colline	SF	ferrallitique
Morarano_Gara	7	MOG_P24	-18.44	48.28	915	0.75	Plate	Plaine	DL	Hydromorphe
Morarano_Gara	7	MOG_P25	-18.44	48.29	1017	10.75	Accidentée	Colline	DL	ferrallitique
Morarano_Gara	7	MOG_P26	-18.45	48.30	1018	23.5	Accidentée	Plateaux	SF	ferrallitique
Morarano_Gara	7	MOG_P27	-18.45	48.31	1022	19.5	Accidentée	Colline	TF	ferrallitique (humifère)
Ampasimpotsy	5	AMP_P16	-18.97	48.35	938	2.5	Plate	Plaine	BS	Hydromorphe
Ampasimpotsy	5	AMP_P17	-18.97	48.35	942	19.65	Accidentée	Montagne	BS	ferrallitique
Ampasimpotsy	5	AMP_P18	-18.98	48.36	947	16.9	Accidentée	Montagne	TF	ferrallitique humifère
Ampasimpotsy	5	AMP_P19	-18.99	48.36	943	5.65	Accidentée	Colline	TM	ferrallitique humifère

Annexe 5: Mesure de l'humidité pondérale du sol

1-Préparation des échantillons pour la densité apparente

Sur terrain un fragment de terre appelée communément aliquote est prélevé de la motte de terre issue du prélèvement par cylindre. Ces aliquotes sont : mises dans des sachets de masse connue, pesées puis fermées hermétiquement. Les mottes de terre démixées des aliquotes sont mises dans des sachets puis sont pesées et ramenés au laboratoire pour être séché. Ceux-ci sont destinés pour le broyage et le calcul de la teneur en carbone.

2-Mesure d'Humidité

Au laboratoire :

- ✓ Peser la boîte à tare vide, noter le poids (T)
- ✓ Rajouter environ 10 g de sol humide ou de l'aliquote (T+SH)
- ✓ Mettre à l'étuve 105°C pendant 24 heures (en théorie jusqu'à poids constant)
- ✓ Sortir de l'étuve, refroidir au dessiccateur, peser et noter le poids de sol sec (T+SS)

$$\text{Humidité pondérale en \%} = [(T+SH) - (T+SS)] \times 100 / [(T+SS) - (T)]$$

soit perte d'eau à 105°C x 100 / masse du sol sec

Equation de l'humidité pondérale en %

Toutefois durant la mesure de l'humidité pondérale, l'humidité perdue par l'aliquote durant le transport a été incluse dans le calcul. L'humidité perdue a été vérifiée par la pesée des aliquotes avant la mise en étuve.

3-Illustration en image de la mesure de l'humidité pondérale



Cliché 1: Aliquote pesée



Cliché 2 : Tare pesée avec les aliquotes



Cliché 3: Mise en étuve des aliquotes



Cliché 4: Pesage des aliquotes

*Annexe 6: Mesure de l'Azote total du sol par H₂SO₄***1. OBJET ET DOMAINE D'APPLICATION**

Attaque totale de l'azote des sols ; dosage par colorimétrie automatique du NH₄⁺

2. TEXTE DE REFERENCE

Methode LAboratoire des Moyens Analytiques IRD-Dakar 2001

3. PRINCIPE

Minéralisation Kjeldahl modifiée, dosage NH₄⁺ par la réaction de Berthelot

4. MATERIELS

- Bloc minéralisation (fabrication artisanale)
- Tubes pyrex diamètre 15 mm, hauteur 160 mm (fabrication artisanale)

5. REACTIFS

- 1- Solution mère 5000 ppm de N (**NH₄Cl séché 105°C : 1.9095 g/100ml**)
- 3- Acide sulfurique concentré technique (H₂SO₄) **PORTER DES LUNETTES**
- 3- Catalyseur : K₂SO₄ P.A.: 45 g + Se : 2.25 g broyés intimement au mortier

PORTER UN MASQUE POUR LE BROYAGE ET LES PESEES (Sélénium toxique)

6. ATTAQUE

- 1- Peser exactement environ 0.1 g de sol broyé à 0.2 mm dans une série de tubes pyrex diamètre 15 mm, haut 160 mm
- 2- Ajouter environ 0.2 g de catalyseur pesé par différence : pot de catalyseur posé sur la balance au mg (si possible, trouver une mesurette pour ces 0.2 g)
- 3- Préparer 6 tubes pour la gamme, contenant chacun 0.2 g de catalyseur ; dans ces tubes, numérotés S1, S2, S3, S4, S5, S6, ajouter respectivement la solution N 5000 ppm 0, 100, 200, 300, 400, 500 µl
- 3- Ajouter avec la dispensette 1 ml de H₂SO₄ concentré et homogénéiser au vortex
- 4- Placer les tubes + mini-entonnoirs dans le bloc chauffant réglé à 200°C, puis monter la température progressivement en surveillant l'ébullition jusqu'à 338°C (température de consigne) ; laisser bouillir 1 h à partir du moment où l'affichage a atteint 325°C
- 5- Laisser refroidir dans le bloc chauffant, puis placer les tubes sur un portoir plastique.
- 6- Rincer intérieur et extérieur de l'entonnoir (**doucement : eau + H₂SO₄ = énergie**)

- 7- Transvaser le résidu d'attaque dans une série de fioles jaugées de 50 ml, rincer les tubes, compléter à 50 ml, boucher les fioles avec du parafilm et bien homogénéiser par retournement (\Rightarrow milieu final H_2SO_4 2 %)
- 8- Dans une série de tubes, conserver environ 10 ml de chaque échantillon ou étalon et jeter le reste ; laisser décanter le solide dans les tubes pendant une nuit
- 9- Pour le dosage colorimétrique, rediluer au $1/10^{\text{ème}}$ en tube puis vortexer :
- \hookrightarrow échantillons : 500 μl éch.+4500 μl eau (ou 700+6300 μl)
 - \hookrightarrow étalons S1, S4 : 10 ml dans une fiole de 100 ml
 - \hookrightarrow étalons S2, S3, S5, S6 : 5 ml dans une fiole de 50 ml
- (\Rightarrow milieu final H_2SO_4 0.2 %)

7. DOSAGE AUTOANALYSEUR SKALAR

1- Réactifs : cf protocole Skalar pour dosage de NH_4^+

La seule modification par rapport à la méthode NH_4^+ seul est notre gamme à 5 ppm de N (soit 6.43 ppm de NH_4^+) au lieu de la gamme à 5 ppm de NH_4 .

Dans le programme, nous entrons nos valeurs de N.

2- Quantités de réactifs nécessaires (ne pas compter trop juste)

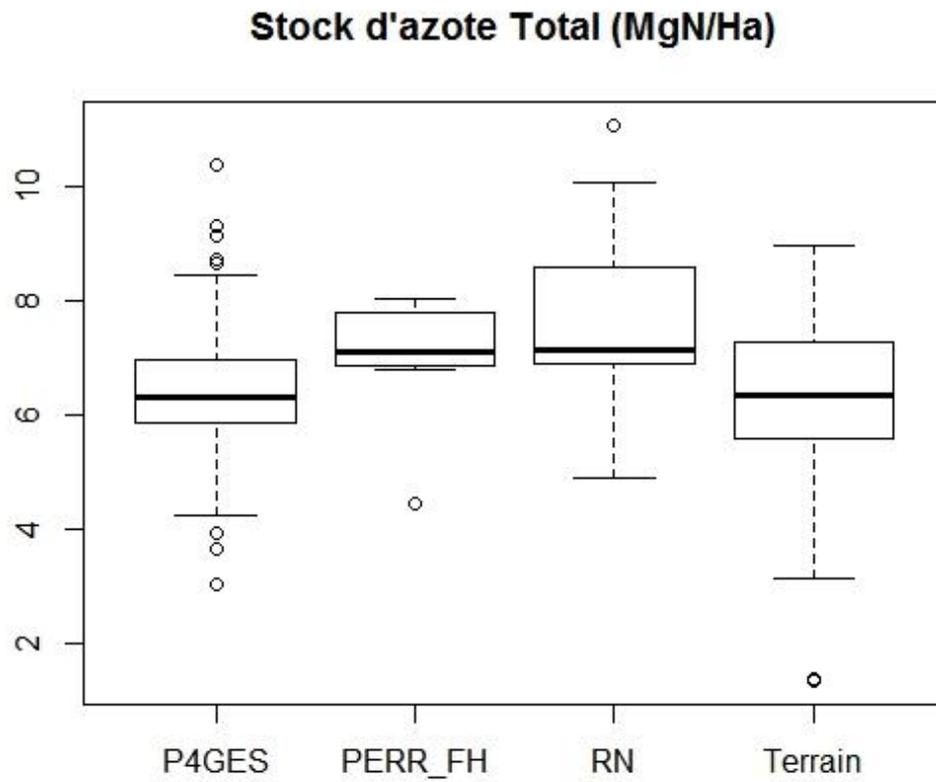
- Pour 100 échantillons à doser, compter 140 godets (avec étalons, blancs, drifts)
- Au rythme de 1 godet/mn, il faut compter 30 mn (stabilisation) + 140 mn (dosage) = 170 mn
- Débit des réactifs :
 - \hookrightarrow A (solution tampon) : 0.80 ml/mn \Rightarrow 50 ml/h (150 ml/100 échantillons)
 - \hookrightarrow B (salicylate) et D (diCl-isoCN) : 0.32 ml/mn \Rightarrow 20 ml/h (60 ml/100 échantillons)
 - \hookrightarrow C (nitroprussiate) : 0.16 ml/mn \Rightarrow 10 ml/h (30 ml/100 échantillons)
- Vérifier avant de lancer l'analyse que le stock de réactif est largement suffisant pour le nombre d'échantillons prévu

3- Calcul

- les quantités d'azote en ppm (mg/l) dans les solutions d'attaque diluées sont directement comparables aux ppm dans les étalons
- il ne reste qu'à corriger par la dilution ($\times 10$), ramener au volume d'extrait ($/1000 \times 50$) puis à 1 g de sol ($/\text{masse de sol en g} \times 1$) pour obtenir des mg/g de sol ($^{\circ}/_{\infty}$)

Rappel : pour un dosage colorimétrique, on n'a jamais le droit d'extrapoler ; la valeur mesurée hors gamme ne peut servir qu'à déterminer la dilution pour refaire le dosage.

Annexe 7: Boxplot de la répartition des stocks d'azote total suivant les études



Annexe 8: Mesure du phosphore total du sol par HClO_4

1. OBJET ET DOMAINE D'APPLICATION

Attaque à l'acide perchlorique concentré à chaud d'un échantillon de sol broyé à 200 μm .

Pour des échantillons fortement organiques, en raison des risques d'explosion, une attaque préalable doit être réalisée avec de l'acide nitrique (HNO_3) concentré [*cf. MO-011 Phosphore total sol riche MO*]

2. TEXTE DE REFERENCE

Methods of Soil Analysis, Part 3 - Chemical Methods, éd.1996, SSSA - (Jackson, 1958)
page 872

3. MATERIELS

Balance analytique précision $1/10^{\text{ème}}$ de mg

Bloc de minéralisation pour tubes pyrex diamètre 15 mm

4. REACTIFS

4-1- Réactif d'attaque : Acide perchlorique concentré (HClO_4 70 % pro analysi)

4-2- Solution titrée de phosphore à 200 mg/L (200 ppm) (pour échange et dosage)

- sécher environ 1 g de Potassium dihydrogénophosphate (KH_2PO_4) pour analyses 1 nuit à 60°C .
- après refroidissement, peser 0.8788 ± 0.0003 g et les dissoudre dans 1 litre d'eau bidistillée (E.D)

4-3- Réactif A (pour le dosage colorimétrique) : Molybdate d'ammonium $(\text{NH}_4)_6\text{Mo}_7\text{O}_{24}, 4\text{H}_2\text{O}$

- Dissoudre 12 g de molybdate d'ammonium P.A. dans 250 ml d'E.D.
- Dissoudre 0.2908 g d'émétique $\text{KSbOC}_4\text{H}_4\text{O}_6$ P.A. dans 100 ml d'E.D. (à ajuster)
- Mélanger les 2 solutions ci-dessus à 1 litre de H_2SO_4 5N P.A. (139 ml de H_2SO_4 concentré dans un litre d'E.D.)
- Diluer à 2 litres avec E.D.
- Conserver dans un flacon en pyrex brun

4-4- Réactif B préparé extemporanément à partir du réactif A :

- Dissoudre 1.056 g d'acide ascorbique P.A. dans 200 ml du réactif A, **juste avant l'emploi**
ajuster les proportions au nombre d'échantillons à analyser (ex: 0.528 g / 100 ml)

NB : conservation 24 h maximum, à l'abri de la lumière (flacon coloré ou placard)

4-5- Echantillon témoin de sol, à inclure systématiquement dans chaque série d'attaque

5. ATTAQUE ACIDE

5-1- Dans un tube pyrex diamètre 15 mm, longueur 16 ou 20 mm, peser exactement 0.1 ± 0.01 g de sol broyé à 0.2 mm [cf. *MO-001 Traitement échantillons*]

5-2- Préparer 7 tubes identiques pour la gamme,

numérotés	E0, S1, S2, S3, S4, S5, S6, et y ajouter
respectivement	0, 30, 100, 250, 500, 750, 1000 μ l de solution P 200 ppm
ce qui donne	0, 30, 100, 250, 500, 750, 1000 ppm de P en final

(dans les 10ml avant addition du réactif B)

5-3- Ajouter avec la dispensette 2 ml de HClO₄ concentré et homogénéiser au vortex

5-4- Placer les tubes + mini-entonnoirs dans le bloc chauffant réglé à 132°C, puis monter la température à 205°C ; laisser bouillir 2 h à partir du moment où l'affichage a atteint 200°C

5-5- Laisser refroidir dans le bloc chauffant, puis placer les tubes sur un portoir plastique.

5-6- Transvaser le contenu des tubes dans une série de fioles jaugées de 50 ml en rinçant les tubes à l'eau distillée ; ajuster au trait de jauge à l'aide d'une pipette automatique de 1000 μ l

5-7- Boucher les fioles avec du parafilm, bien homogénéiser par retournement, puis transvaser environ 10 ml dans une série de tubes (on peut alors mettre au lavage les fioles jaugées)

5-8- Laisser décanter le solide dans les tubes pendant une nuit (\Rightarrow milieu final HClO₄ 4 %)

6. DOSAGE COLORIMETRIQUE DE P PAR LA MÉTHODE DE MURPHY ET RILEY

- Dans une série de tubes (environ 30ml) numérotés, préparer pour chaque échantillon :

Etalon ou Surnageant d'échantillon : 2.5 ml (à la pipette, sans agiter)

Eau distillée : 7.5 ml

Réactif B : 2 ml

Remarque : dans ce tableau, l'échantillon est dilué comme la gamme ; si nécessaire, modifier les proportions filtrat/E.D. pour augmenter/diminuer la sensibilité.

Pour de bonnes mesures, on visera des densités optiques (anglais: absorbance) proches de 0.3 (milieu de gamme) ; des D.O. inférieures à 0.1 donnent des incertitudes relatives très grandes, et des D.O. trop fortes risquent de dépasser le point maximum de la gamme.

N.B. : une différence de concentration en acide entre les échantillons et la gamme de lecture fausse les résultats (exemple: pour un échantillon en milieu HClO₄ 8 % lu sur

une gamme dans l'eau, concentration apparente en P 10 % trop forte).

Toujours ajuster la concentration en HClO_4 de la gamme à celle des échantillons après dilution.

- Agiter au vortex
- Lecture
 - ☛ spectrophotomètre allumé depuis 30 minutes, lecture à 882 nm (visible)
 - ☛ dans une cuve en verre trajet optique 1 cm
 - ☛ après développement de la coloration bleue (10 mn minimum après ajout réactif B)
 - ☛ auto zéro de l'appareil sur le zéro de la gamme, puis gamme croissante
 - ☛ rinçage de la cuve 3 fois avec le point de gamme ou l'échantillon suivant (pas d'eau distillée, sauf avant un blanc de la gamme ou d'attaque ; la différence entre 2 échantillons est toujours inférieure à celle entre un échantillon et l'E.D.)
 - ☛ pour une grosse série, mesurer zéro et étalon 0.5 ppm chaque 10 échantillons)

Rappel : pour un dosage colorimétrique, on n'a jamais le droit d'extrapoler ; la valeur mesurée hors gamme ne peut servir qu'à déterminer la dilution pour refaire le dosage.

7. CALCUL ET EXPRESSION DES RESULTATS

7-1- Concentration de P en ppm (= mg/l)

- dans Excel, tracer avec les valeurs lues une courbe **$ppm = f(\text{Absorbance})$**
($x = \text{Absorbance}$, $y = \text{ppm}$, pas l'inverse, car c'est les ppm que l'on veut calculer à partir des DO)
- ajouter une courbe de tendance linéaire (interception non définie ; afficher équation et R^2)
- calculer le P en ppm à partir de cette équation

Attention - piège

La lecture repose sur la loi de Beer-Lambert **$D.O. = \epsilon \cdot l \cdot C$**

ϵ = coeff.d'absorption spécifique de la molécule colorée utilisée

l = longueur de solution absorbante traversée par le faisceau lumineux (cuve)

C = concentration de la molécule absorbante

Pour l'utilisation analytique de cette propriété, on inverse les coordonnées :

au lieu de la courbe $D.O. = f(C)$ *effet = f(cause)*

on trace la courbe $C = f(D.O.)$ $x = Densité\ optique, y = ppm$

qui nous fournit directement l'équation permettant d'interpréter la lecture des échantillons

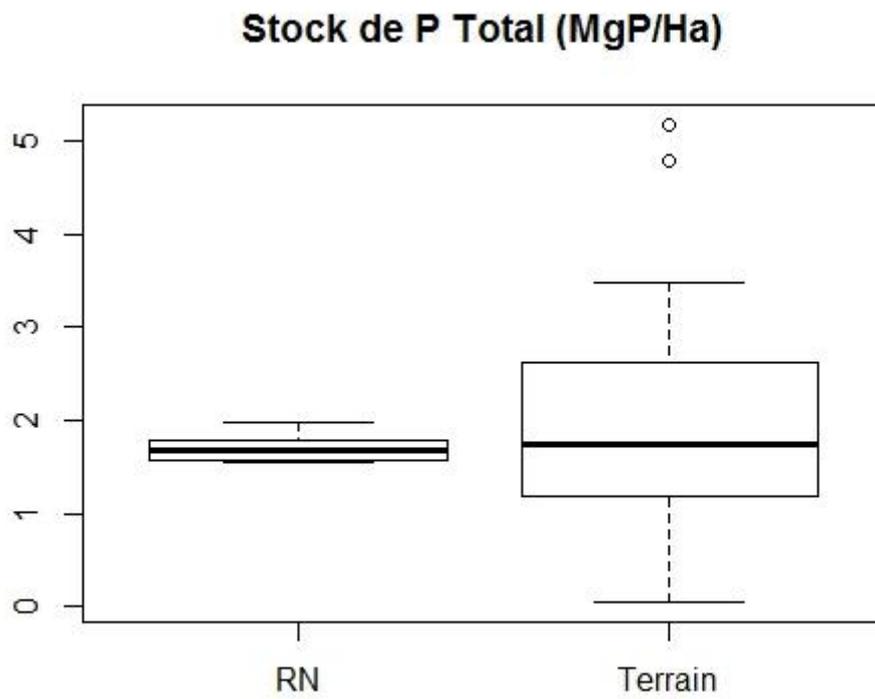
- dans Excel, tracer avec les valeurs une courbe **$ppm = f(Absorbance)$**
(x = Absorbance, y = ppm, pas l'inverse, c'est les ppm que l'on veut calculer)
- ajouter une courbe de tendance linéaire (interception non définie ; afficher équation et R^2)
- calculer le P en ppm à partir de cette équation

$$2- P_{Total}^{\frac{mg}{kg}} = (ppm_{filtrat} - ppm_{blanc}) * 1/dilution * vol. filtrat_{ml} / pe_{g\ de\ sol}$$

8. EXPRESSION DES RÉSULTATS

Si l'humidité résiduelle du sol sec à l'air a été mesurée récemment pour d'autres analyses, utiliser le coefficient de correction existant ; sinon, la déterminer en utilisant le mode opératoire de la détermination de l'humidité pondérale

Annexe 9: Boxplot de la répartition des stocks de phosphore total suivant les études



Annexe 10: Liste des publications

1.1. Communications en tant que premier auteur*a) Articles scientifiques*

- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Michel Brossard, Clovis Grinand, Andry Andriamananjara, Tantely Razafimbelo, Andriambolantsoa Rasolohery, Hery Razafimahatratra, Frédérique Seyler, Ntsoa Ranaivoson, Michel Rabenarivo, Alain Albrecht, Franck Razafindrabe, Herintsitohaina Razakamanarivo, 2017. Mapping soil organic carbon on a national scale: towards an improved and updated map of Madagascar. *Geoderma Regional* 9 : 29-38.
- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Michel Brossard, Herintsitohaina Razakamanarivo, 2016. Challenges in establishing digital maps of soil organic carbon in Madagascar. *Pedometron* 39, 26-31

b) Communications orales

- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Michel Brossard, Clovis Grinand, Andry Andriamananjara, Tantely Razafimbelo, Andriambolantsoa Rasolohery, Hery Razafimahatratra, Frédérique Seyler, Ntsoa Ranaivoson, Michel Rabenarivo, Alain Albrecht, Franck Razafindrabe, Herintsitohaina Razakamanarivo, Juin 2016. Dealing with soil organic carbon mapping at different levels in Madagascar. 7th Digital soil Mapping workshop. Aarhus. Danemark
- Andry Andriamananjara, **Nandrianina Ramifehiarivo**, Herintsitohaina Razakamanarivo, Jennifer Hewson, Andrisoa Riana Hary, Ranaivoson Ntsoa, Nantenaina Ramboatiana, Mieja Razafindrakoto, Marie Paule Razafimanantsoa, Tahiana Ramananantoandro, Andriambolantsoa Rasolohery, Nantenaina Rabetokotany, Tantely Razafimbelo. Aout 2016. Improved carbon storage assessment for a better REDD+ implementation in Eastern region of Madagascar. 5th International Ecosummit. Montpellier. France.
- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Michel Brossard, Clovis Grinand, Andry Andriamananjara, Tantely Razafimbelo, Andriambolantsoa Rasolohery, Hery Razafimahatratra, Frédérique Seyler, Ntsoa Ranaivoson, Michel Rabenarivo, Alain Albrecht, Franck Razafindrabe, Herintsitohaina Razakamanarivo. Octobre 2016. Caractérisation spatiale du carbone organique du sol à différentes échelles à Madagascar. Collège de l'Ecole doctorale RAMI-Semaine de la télédétection, Antananarivo, Madagascar
- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Herintsitohaina Razakamanarivo, Andry Andriamananjara, Narindra Rakotovao, Marie-Lucia Fanjaniaina, Riana Andrisoa, Nantenaina Rarivoson, Nantenaina Ramboatiana, Tiana Saneho, Tovo Rafolisy, Michel Rabenarivo, Andriambolantsoa Rasolohery, Ntsoa Ranaivoson, Martial Bernoux, Eric Blanchart, Thierry Becquer, Christian Feller, Alain Albrecht, Tantely Razafimbelo, Novembre 2016. Les sols et le changement climatique. Marathon Geo, Faculté des Lettres et des Sciences Humaines-Géographie- Université d'Antananarivo, Madagascar

c) Communications en posters

- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Michel Brossard, Clovis Grinand, Andry Andriamananjara, Tantely Razafimbelo, Andriambolantsoa Rasolohery, Hery Razafimahatratra, Frédérique Seyler, Ntsoa Ranaivoson, Michel Rabenarivo, Alain Albrecht, Franck Razafindrabe, Herintsitohaina Razakamanarivo. Juillet 2016. Caractérisation spatiale du carbone organique du sol à différentes échelles à Madagascar. 13^{ème} Journée d'étude des sols. Louvain-la-neuve. Belgique.
- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Michel Brossard, Clovis Grinand, Andry Andriamananjara, Tantely Razafimbelo, Andriambolantsoa Rasolohery, Hery Razafimahatratra, Frédérique Seyler, Ntsoa Ranaivoson, Michel Rabenarivo, Alain Albrecht, Franck Razafindrabe, Herintsitohaina Razakamanarivo. Aout 2016. Dealing with multiscale assessment of soil organic carbon in Madagascar. 5th International Ecosummit. Montpellier. France.
- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Herintsitohaina Razakamanarivo, Clovis Grinand, Tantely Razafimbelo, Jeannicq Randrianarisoa, Nantenaina Ramboatiana. 2014. Assessing change in soil fertility and soil carbon storage under conversion of forest to croplands in Eastern Region of Madagascar-Case of Moramanga, and Taolagnaro. International conference Agroecology for Africa (AfA). Antananarivo. Madagascar.
- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Herintsitohaina Razakamanarivo, Hery Razafimahatratra, Jeannicq Randrianarisoa. 2014. Dynamique du carbone du sol après la déforestation des forêts naturelles sempervirentes du Centre Est de Madagascar. 12^{ème} Journée d'Etude des Sols (JES). Le Bourget. France
- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Herintsitohaina Razakamanarivo, Hery Razafimahatratra, Jeannicq Randrianarisoa. 2014. Contribution de l'utilisation de la Spectrométrie à Moyen Infra-Rouge (SMIR) pour l'étude de la dynamique du carbone du sol après déforestation; cas de la région centre Est de Madagascar. 15^{ème} Rencontres HélioSPIR, Agropolis International. Montpellier. France.

1.2. Ouvrages publiés en tant que co-auteur

- Mieja Razafindrakoto, Andry Andriamananjara, Tantely Razafimbelo, Jennifer Hewson, Riana H. Andrisoa, Julia P.G. Jones, Ilja van Meerveld, Alison Cameron, Ntsoa Ranaivoson, **Nandrianina Ramifehiarivo**, Nantenaina Ramboatiana, Ravo N.G. Razafinarivo, Tahiana Ramananantoandro, Andriambolantsoa Rasolohery, Marie P. Razafimanantsoa, Christophe Jourdan, Laurent Saint-André, Gabrielle Rajoelison, Herintsitohaina Razakamanarivo, 2017. Organic Carbon Stocks in all pools following land cover change in the rainforest of Madagascar. Chapitre in *Soil Management and climate change* eds. Maria Angels Munoz, Raul Zornoza. Elsevier publisher. p 25-37. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-812128-3.00003-3>
- Andriamananjara A., Ranaivoson N., Razafimbelo T., Hewson J., Rasolohery A., Andrisoa R. H., Razafindrakoto M., **Ramifehiarivo N.**, Razafimanantsoa M. P., Rabetokotany N., Razakamanarivo H. (2017). Toward a better understanding of soil organic carbon variability in eastern humid region of Madagascar. *European Journal of Soil Science*, In press

- Andry Andriamananjara, Jennifer Hewson, Herintsitohaina Razakamanarivo, Riana Hary Andrisoa, Ntsoa Ranaivoson, Nantenaina Ramboatiana, Mieja Razafindrakoto, **Nandrianina Ramifehiarivo**, Marie-Paule Razafimanantsoa, Lilia Rabeharisoa, Tahiana Ramanantoandro, Andriambolantsoa Rasolohery, Nantenaina Rabetokotany, Tantely Razafimbelo, 2016. Land cover impacts on aboveground and Soil carbon stocks in Malagasy rainforest. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 233. 1-15
- Andry Andriamananjara, **Nandrianina Ramifehiarivo**, Herintsitohaina Razakamanarivo, Saneho Gabriel. Lemaraina J. Fabuola, Hery Razafimahatratra, Jeannicq Randrianarisoa, Michel Rabenarivo, Tiphaine Chevallier, Tovo Rafolisy, Marie-Paule Razafimanantsoa, Eustache Miasa, Jahiel Michel, Thierry Becquer, Lilia Rabeharisoa, Tantely Razafimbelo, 2016. Résilience de systèmes agroécologiques cas de la région Est de Madagascar. Cas de stockage de carbone et de fertilité du sol dans le cadre de la REDD+. Recherche interdisciplinaire pour le développement durable et la biodiversité des espaces ruraux malgaches-FSP PARRUR. p 361-381.
- Felix Zing, Louis Bockel, Uwe Grewer, Martial Bernoux, Jean-Luc Chotte, Herintsitohaina Razakamanarivo, Tantely Razafimbelo, Rafolisy Tovonarivo, **Nandrianina Ramifehiarivo**, Nasandratra Ravonjarison, Narindra Rakotovao. 2015. Testing a Multi-Benefit Appraisal of Climate Smart Agriculture and Agroecology success stories in Madagascar. Working document of FAO (rapport technique)

1.3. Communications acceptés pour une communication orale

- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Andriambolantsoa Rasolohery, Herintsitohaina Razakamanarivo, Jenny Hewson, Timothy Wright, Tantely Razafimbelo, Andry Andriamananjara, Riana Hary Andrisoa, Michel Brossard, Frédérique Seyler, Mieja Razafindrakoto. Octobre 2017. Overview of loss of soil carbon after forest damage in Madagascar. IUFRO 125th Anniversary Congress. Freiburg. Allemagne
- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Herintsitohaina Razakamanarivo, Michel Brossard, Mamy Ravalontsalama, Eleneide Sotta, Tantely Razafimbelo, Martial Bernoux, Aurélie Sand, Hery Razafimahatratra, Solofo Rakotondraompiana, Damien Arvor, Frédérique Seyler. Juillet 2017. High resolution land-use classification toward more accurate digital soil mapping of malagasy soils. Global Soil Map conference. Moscou. Russie
- **Nandrianina Ramifehiarivo**, Herintsitohaina Razakamanarivo, Michel Brossard, Mamy Ravalontsalama, Eleneide Sotta, Tantely Razafimbelo, Martial Bernoux, Aurélie Sand, Hery Razafimahatratra, Solofo Rakotondraompiana, Damien Arvor, Frédérique Seyler. Avril 2017. Madagascar Land-cover map for a better precision in digital soil mapping. US-IALE conference. Baltimore. Etats-unis d'Amérique.