

Utilisation des images satellites multispectrales pour la prédiction de la matière organique de la couche arable du sol : cas du bassin versant de Doulou

Nicolas KONE^{1*},
Lamine ZERBO¹, Dallasse Abdramane TRAORE²,
Oumar KABORE¹

Titre courant : Prédiction cartographique de la matière organique du sol par télédétection multispectrale.

Résumé

L'importance de la matière organique pour les sols agricoles du Burkina Faso en vue d'augmenter leur fertilité et leur productivité nécessite une évaluation des besoins du sol en matière organique pour raisonner les apports et optimiser les efforts des producteurs. A travers des mesures de terrain de matière organique sur le bassin versant de Doulou, dans la province de Boulkiemdé, région du Nando, réalisées de décembre 2017 à février 2018, et des données de réflectances spectrales du capteur OLI de Landsat 8, nous développons un modèle de régression linéaire multiple pour la prédiction cartographique de la teneur en matière organique de la couche arable du sol. Seules quatre dates d'acquisition d'images Landsat sont disponibles pour cette période. Selon un regroupement en trois groupes suivant les dates de mesures effectuées, les 10 et 11 janvier (12 observations), les 10,11 et 12 janvier (21 observations), puis toute la période (49 observations), on observe une corrélation variable au cas de 0,942, 0,859, ou 0,703, respectivement ; la variance explicative de modèle est de 0,888, 0,739 et 0,495 au cas respectif. Les écart types ou résidus correspondants de ces modèles sont de 0,211, 0,205 et 0,279 respectivement. Ces résultats montrent que le prédicteur cartographique de la teneur en matière organique est un modèle existant, bien réel, mais pour qu'il soit bien précis, il faut une bonne synchronisation entre les dates de mesure de terrain et les dates d'acquisition des images satellitaires.

¹ Institut de l'Environnement et de Recherches Agricoles (INERA/CNRST) – 04 BP 8645 Ouagadougou 04 Burkina Faso

² Université Joseph Ki-Zerbo de Ouagadougou /Département de Géographie – 03 BP 7021 Ouagadougou 03 Burkina Faso

*Auteur correspondant : Nicolas KONE, yvsmkonenicolas@gmail.com, Tel : +226 70 41 36 58 ORCID ID : 0009-0009-9247-648X

Mots-clés : Matière organique du sol, bande spectrale, prédicteur cartographique, régression linéaire multiple.

Use of multispectral remote sensing data for predicting topsoil organic matter content : the case of Doulou watershed

Abstract

The importance of organic matter for agricultural soils in Burkina Faso to increase their fertility and productivity requires an assessment of soil organic matter needs to rationalize inputs and optimize producers' efforts. Through field measurements of soil organic matter in the Doulou watershed, in Boulkiemdé province, Nando region, carried out from December 2017 to February 2018, and spectral reflectance data from the Landsat 8 OLI sensor, we develop a multiple linear regression model for the mapping prediction of topsoil organic matter content. Only four Landsat image acquisition dates are available for this period. According to a grouping into three groups according to the measurement dates carried out, January 10 and 11 (12 observations), January 10, 11 and 12 (21 observations), then the entire period (49 observations), we observe a variable correlation in the case of 0.942, 0.859, or 0.703, respectively; the explanatory variance of the model is 0.888, 0.739 and 0.495 in the respective case. The corresponding standard deviations or residuals of these models are 0.211, 0.205 and 0.279 respectively. These results show that the cartographic predictor of organic matter content is an existing model, very real, but for it to be very precise, good synchronization between the field measurement dates and the satellite image acquisition dates is required.

Keywords: Soil organic matter, Spectral band, Cartographic predictor, Multiple linear regression

Introduction

L'agriculture occupe près de 73,9% des ménages du Burkina Faso, qui abritent 81% de la population en contribuant pour environ 30% du produit intérieur brut (INSD 2023). Cette agriculture majoritairement pluviale, est tributaire des aléas climatiques (KONE *et al.*, 2014 ; ZERBO *et al.*, 2017) et rencontre de nombreuses difficultés notamment la péjoration du climat, la pauvreté des sols, la faiblesse des infrastructures, le manque d'organisation des filières, et l'insuffisance de formation des acteurs. Depuis plus d'une vingtaine d'années des efforts ont été fournis dans l'objectif d'augmenter la productivité des sols à travers l'élaboration et la diffusion de bonnes pratiques agricoles (KISSOU *et al.*, 2012 ; OUEDRAOGO *et al.*, 2012 ; SENOU *et al.*, 2021 ; ZERBO *et al.*, 2021). L'une des fortes suggestions faites serait d'apporter régulièrement à ces sols agricoles de la matière organique pour en accroître la fertilité, la durabilité et par conséquent la

productivité. En effet, la matière organique du sol améliore la capacité de rétention en eau du sol et rend le milieu favorable à la source de nutriments pour les plantes. De plus, elle facilite une bonne structuration des agrégats, contribuant ainsi à une meilleure résistance des sols aux phénomènes de désagrégation, de tassement (stabilité de la structure) et de compaction grâce à sa capacité à former des complexes organo-minéraux stables qui confèrent au sol des propriétés plastiques. On s'accorde à reconnaître que la teneur souhaitable de matière organique d'un sol agricole doit être comprise entre 2 et 6% en fonction de la texture de ce sol (ECOPHYTOPIC, 2013). Cependant PALLO *et al.* (2009) ont montré que la plupart des sols du Burkina Faso ont en général une faible teneur en matière organique, de l'ordre de 0.6 à 2%. Des études poussées (BLANCHARD *et al.*, 2014 ; YAMEOGO, 2021) ont fait des recommandations pratiques de 2.1 à 5.4 tonnes de matière organique par hectare et par an selon la texture du sol, et le type et la qualité de l'amendement. Cependant, il s'avère que les quantités de fumures organiques ou de composts à apporter dépassent le plus souvent les capacités actuelles de la plupart des exploitations agricoles du pays (OUEDRAOGO *et al.*, 1996 ; OUEDRAOGO *et al.*, 2012 ; GUEBRE *et al.*, 2020). De plus chaque année l'agressivité des premières pluies entraîne une forte érosion hydrique des sols dénudés en emportant de grandes quantités de matière organique (KISSOU *et al.*, 2012 ; SAKANDE *et al.*, 2022). Une évaluation des besoins du sol en matière organique s'avère utile pour raisonner les apports de matière organique et ainsi optimiser les efforts des producteurs afin d'améliorer la santé des sols pour les cultures tout en limitant les risques de pollution de l'environnement. La présente étude vise à élaborer un prédicteur cartographique de la teneur en matière organique de la couche arable du sol à partir des images de satellites opérationnels du spectre solaire 0.4 à 2.5 μm .

Des travaux assez récents de cartographie numérique des sols utilisent la spectrométrie de réflectance diffuse qui s'est avérée capable d'établir un lien précis et non destructif entre la réflectance spectrale et certaines propriétés du sol (COLEMAN *et al.*, 1991 ; BEN-DOR *et al.*, 1994 ; BARNES *et al.*, 2000 ; BORNEMANN *et al.*, 2008 ; JARMER *et al.*, 2010 ; LIAO *et al.*, 2013). Ces études ont montré que l'on pouvait faire une corrélation entre la réflectance spectrale et la couleur des sols, la texture (limon, argile, sable), la teneur en certains minéraux (fer, aluminium, calcium, magnésium, etc.), l'humidité du sol, la teneur en matière organique (MO) à travers le carbone organique total,

notamment. En effet, la couleur du sol varie en fonction des changements de quantité de matière organique et de l'humidité du sol (THOMASSON *et al.*, 2001). Les sols avec des concentrations plus élevées de MO sont généralement de couleur plus foncée, et par conséquent ont une réflectance spectrale plus faible que les sols avec une teneur en MO plus faible. De même, l'augmentation de l'humidité du sol entraîne une apparition plus sombre des sols, car la réflectance du rayonnement incident dans le spectre visible diminue uniformément avec l'augmentation de l'humidité (BARTHOLOMEUS *et al.*, 2008 ; THALER *et al.*, 2019). L'utilisation de l'analyse spectrographique pour cartographier numériquement les caractéristiques du sol a été aussi utilisée en agriculture de précision car les évaluations rapides des propriétés du sol à l'échelle du champ permettent aux agriculteurs d'identifier et de traiter efficacement les sols dans lesquels les nutriments sont limités (THOMASSON *et al.*, 2001 ; JARMER *et al.*, 2010 ; STEVENS *et al.*, 2012 ; MULLA, 2013). Aujourd'hui, grâce à des spectro-radiomètres de terrain sur des échantillons de sols prélevés pour le laboratoire, ou à des images hyper-spectrales de télédétection (satellite, avion ou drone), les mesures de réflectance sont utilisées avec succès pour prédire la teneur en matière organique des sols agricoles (WIJEWARDANE *et al.*, 2016 ; GILLIOT *et al.*, 2017 ; PEON *et al.*, 2017). Cependant ces techniques de cartographie par spectro-radiométrie nécessitent d'avoir l'information de réflectance spectrale sur plusieurs bandes spectrales dont le nombre est assez souvent très élevé (plus de 80 bandes) et couvrant le spectre de 0,4 à 2,5 μm (SANKEY *et al.*, 2008 ; STEVENS *et al.*, 2012 ; PEON *et al.*, 2017). Dans le modèle de prédiction, cette technique utilise aussi la méthode de régression des moindres carrés partiels pour réduire le choix à un nombre limité de bandes pertinentes dans l'élaboration du modèle (YANG *et al.*, 2012 ; VAUDOUR *et al.*, 2013 ; PEON *et al.*, 2017). Par contre l'accès aux données hyper-spectrales satellitaires opérationnelles reste encore réservé à des équipes restreintes d'experts scientifiques et de militaires. Aussi sommes-nous conduits à rechercher des solutions avec les données satellitaires multispectrales opérationnelles en cours, telles que Landsat, Sentinel, RapidEye, etc. VAUDOUR *et al.* (2013) puis GILLIOT *et al.* (2017) ont montré que l'on peut utiliser des images multispectrales de SPOT-4/5 ou de capteur 4-bandes visible - proche infrarouge embarqué sur drone pour estimer la teneur en matière organique des sols agricoles en France dans les plaines de Versailles. Dans le cas d'un nombre limité de bandes spectrales comme pour les

images multispectrales, on utilise alors la méthode de régression linéaire multiple pour établir le modèle de prédiction.

Au regard des besoins immenses en matière organique des sols agricoles du pays, énoncés plus haut, la connaissance précise de la situation actuelle de la teneur en matière organique d'une zone sera d'une aide inappréciable pour les exploitants. L'étude actuelle se voudrait de proposer un prédicteur cartographique basé sur les images de satellites dotés de capteur multispectral du spectre solaire.

I. Matériel et méthode

L'étude a été réalisée à partir d'analyse de données de profils pédologiques et d'images satellitaires Landsat 8, les seules à notre disposition. Après une brève présentation de la zone d'étude, une description est faite de la prospection pédologique et des résultats d'analyse en laboratoire des échantillons de sols. Un exposé succinct sur l'initiative "Data Democracy on Earth Science" a paru nécessaire, et sans laquelle il serait onéreux d'avoir accès à une série temporelle continue de données satellitaires de très haute résolution. Le rappel est fait sur les éléments essentiels à l'élaboration et à l'interprétation d'un modèle prédictif de régression linéaire multiple.

I.1. Situation de la zone d'étude

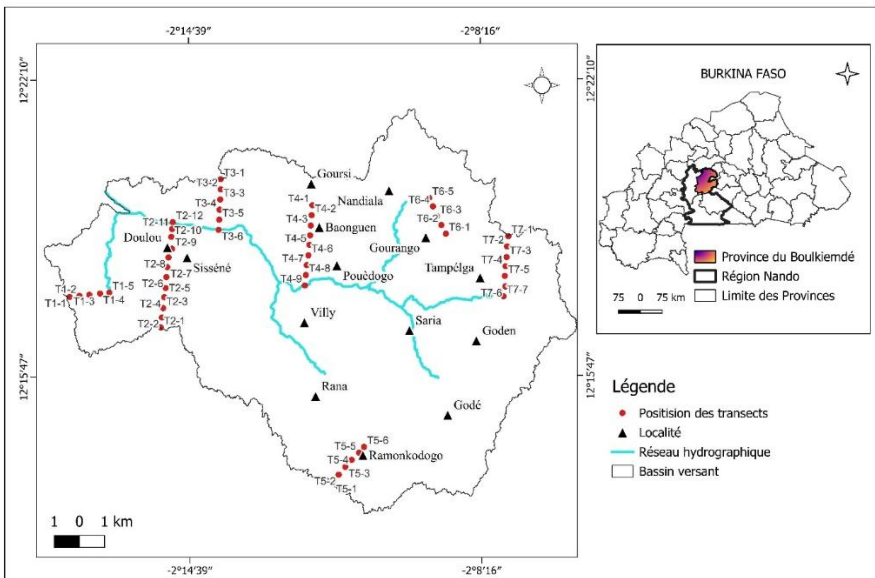
La zone d'étude est le bassin versant du barrage de Doulou, dans la commune de Koudougou, province Bouleimdié, au sein de la région du Nando (ex région du Centre-Ouest). Elle s'insère dans le cadre géographique des longitudes 2° 19' Ouest à 2° 06' Ouest, et des latitudes 12° 12' Nord à 12° 23' Nord. La taille du bassin-versant de Doulou est de 195 km².

Situé en zone soudano-sahélienne, la moyenne pluviométrique annuelle et la température moyenne annuelle sont respectivement de 800 mm et 28°C. La saison des pluies est le plus souvent de juin à septembre/octobre avec pratiquement une saison sèche d'octobre à avril/mai. L'évapotranspiration potentielle moyenne varie de 1720 mm à 2000 mm par an (OUATTARA *et al.*, 2006). Les types de sols rencontrés sont essentiellement les sols ferrugineux tropicaux lessivés, les sols bruns eutrophes tropicaux ferruginisés, les sols hydromorphes, les lithosols et les affleurements de cuirasse (ZERBO, 1995).

Comme végétation, on y rencontre la forêt galerie et les trois types de savanes arborée, boisée, et, avec des bowés. Les principales espèces

ligneuses arborées sont *Vittelaria paradoxa*, *Parkia biglobosa*, *Lannea microcarpa*, *Adansonia digitata*, *Tamarindus indica*, et *Faidherbia albida*, tandis que les espèces ligneuses boisées sont *Guiera senegalensis* et *Piliostigma reticulatum*. Le tapis graminéen est constitué de *Andropogon gayanus*, *Cassia tora*, *Crotalaria retusa*, *Pennisetum pedicelatum*, *Schizachyrium exile*, et *Schoenefeldia gracilis*. (ZERBO, 1995 ; OUATTARA *et al.*, 2006)

Une cartographie de la couverture au sol a permis de faire ressortir neuf classes qui sont les zones de cultures, la forêt galerie, la savane arborée, la savane boisée, la savane herbeuse, les bowés (buttes rocheuses), les sols nus, l’habitat/sol dénudé, et le plan d’eau.



Source : SNTD 2015, Image Landsat 8 (26/12/2017) et Données terrain

Date : 05/10/2025

Auteur: TRACRE Dallace Abdramane

Figure 1 : Carte de situation de la zone d’étude.

I.2. Prospection pédologique

La prospection pédologique est de type topo-séquentiel, et s’est faite le long de transects allant du sommet d’une butte (cuirassée ou rocheuse) vers le bas-fond. La longueur maximum d’un transect est estimée à 2,6 km et un total de sept transects ont été parcourus. Les fosses pédologiques ont été ouvertes, tous les 200 mètres le long du transect, grâce à leur localisation géographique prédéfinie à partir d’une cartographie des unités géomorphologiques. Au total 49 fosses ont été décrites selon les directives de la FAO (2006) et le nom du sol est donné

suivant la classification française (CPCS 1967) et le système endogène. Une fiche de description a été constituée pour chaque fosse, et pour chaque horizon de profil, un échantillon de 500 g du sol est prélevé pour des analyses physico-chimiques en laboratoire. Les analyses concernées sont : le taux de refus (pourcentage en éléments grossiers), la densité apparente du sol, la granulométrie 6 fractions (argile, limon fin, limon grossier, sable fin, sable grossier et sable moyen), le pH eau, la conductivité électrique, la capacité d'échange cationique (CEC), les bases échangeables, la matière organique, azote total et carbone total.

Il faut noter que les teneurs des sols en matière organique ont été déterminées par la méthode WALKLEY and BLACK (1934).

1.3. Imagerie satellitaire

Par le truchement de l'initiative « Data Democracy » sur la disponibilité et l'utilisation des données géospatiales, les pays les moins avancés de l'Afrique, de l'Asie et des Caraïbes ont désormais gratuitement accès à la multitude des images d'archives d'observation de la terre auprès de l'USGS ou de Copernicus de l'Union Européenne (MATSAPOLA, 2008 ; CRAGLIA *et al.*, 2015). En effet, depuis février 2009, l'intégralité des données Landsat est disponible auprès de l'Institut de recherches géologiques des Etats Unis d'Amérique (USGS) à travers un site Web librement ouvert à la communauté des utilisateurs. Quant à Copernicus, il constitue la composante pour l'observation spatiale de la terre du programme de l'Union Européenne, à travers la série de satellites Sentinel, notamment. Les satellites Sentinel 2A et 2B dont les lancements en orbites ont été réalisés le 23 juin 2015 et le 07 mars 2017, respectivement, disposent de capteurs dont les caractéristiques spectrales correspondent à celles des capteurs de Landsat américain courant. Les informations produites par les services Copernicus sont aussi gratuites et libres d'accès à tous les utilisateurs du monde entier.

Depuis juillet 1972, les satellites d'observation de la terre Landsat, fournissent de façon globale, synoptique, répétitive et régulière des images sur la surface terrestre à une échelle où on peut percevoir les changements induits par l'homme, les différencier, les caractériser et les suivre dans le temps (VERMOTE *et al.*, 2016 ; YUAN *et al.*, 2020). Les capteurs de Landsat ont beaucoup évolué avec le temps, aussi bien en résolution spatiale au sol (de 80 à 15 m), qu'en fenêtres spectrales d'observation, notamment l'infrarouge à ondes courtes (shortwave infrared -SWIR) et l'infrarouge thermique. Landsat 8 et 9 ont été lancés respectivement le 11 février 2013, et le 27 septembre 2021 (USGS,

2023). A leur bord, sont les capteurs identiques OLI (Optical Land Imager) observant dans le spectre 400 à 2500 nm, et TIRS (Thermal Infrared Sensor) dans la gamme 10500 à 12500 nm. Chaque satellite a un cycle orbital de 16 jours, c'est-à-dire, qu'après un passage sur une zone de la terre, il faut atteindre seize (16) jours pour avoir exactement la même configuration géométrique nécessaire à une prise de vue optimale (heure solaire locale, ensoleillement, position géométrique fixe) et le suivi régulier de certains phénomènes. Dans cette étude, nous avons utilisé les produits scientifiques Landsat de la collection 2 de niveau 2 (Landsat Collection 2 Level 2 Science Products) qui renferment entre autres, des données de réflectance au sol corrigée des effets atmosphériques (USGS, 2021). Pour passer du compte numérique des données d'image satellite (*Digital Number – DN*) à la valeur de réflectance spectrale au sol (de 0 à 1), la formule suivante est appliquée grâce aux constantes que l'on retrouve dans les métadonnées contenues dans les fichiers d'image fournis par l'USGS :

$R_i = F_i \times DN_i + O_i$ où R_i est la réflectance dans la bande i , F_i , DN_i et O_i sont respectivement le facteur multiplicatif, le compte numérique ou valeur du pixel, et l'offset dans la bande i .

Tous les traitements d'images numériques ont été réalisés avec le logiciel ENVI 5.6.

I.4. Technique de Régression Linéaire Multiple

Pour développer un modèle de prédiction de la matière organique du sol à partir de la réflectance spectrale dans différentes bandes spectrales du capteur imageur, nous avons besoin d'utiliser les méthodes de statistiques multivariées, notamment la méthode de régression linéaire multiple (VASQUES *et al.*, 2008 ; VAUDOUR *et al.*, 2013 ; SEQUEIRA *et al.*, 2014 ; PEON *et al.*, 2017). La régression linéaire multiple est une technique statistique qui consiste à voir s'il y a une relation entre une variable d'observation Y et des variables indépendantes X_i ($i=2, 3, 4, \dots$), afin d'établir un modèle mathématique de prédiction linéaire :

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + b_4X_4 + b_5X_5 + b_6X_6 + \epsilon$$

Où (X_1, X_2, \dots, X_6) sont les variables qui influencent la variable dépendante Y ,

$(b_0, b_1, b_2, \dots, b_6)$ sont des coefficients associés à chaque variable indépendante X_i ,

ϵ est le terme d'erreur qui représente la différence entre la valeur réelle et la valeur prédite.

Un ensemble d'hypothèses - clés sont posées pour la méthode :

- de « linéarité » qui suppose l'existence d'une relation linéaire entre les variables ;
- des « erreurs normales » en supposant que les termes d'erreur suivent une distribution statistique normale avec une moyenne de 0 et une variance constante ;
- de « l'indépendance des erreurs entre elles » ;

L'interprétation d'un modèle de régression linéaire multiple repose sur l'analyse du modèle et des statistiques associées (WISE CAT NORO BORIS, 2020), en particulier :

- les coefficients associés (b_0, b_1, \dots, b_6) à chaque variable X_i qui quantifient l'importance accordée à chaque ;
- le coefficient de détermination multiple qui exprime si la relation existe vraiment,
- le coefficient de détermination R^2 , qui mesure le pourcentage de variance expliquée, et la signification statistique de chaque coefficient associé à chaque variable indépendante ;
- le modèle global par les tests F et les p-values ;
- l'écart type des résidus ou Erreur – type.

Les analyses statistiques ont été réalisées ici sur MICROSOFT OFFICE EXCEL 2013.

II. Résultats et analyse

II.1. Présentation sommaire des échantillons

La prospection pédologique a eu lieu du 29 décembre 2017 au 03 février 2018, avec un ensemble de 49 profils pédologiques décrits sur plusieurs horizons selon le cas. En ce qui concerne la couche arable du sol, c'est le premier horizon qui nous intéresse, et les profondeurs variaient généralement de 8 à 20 cm. Les échantillons pour l'analyse ont été prélevés à des dates différentes. Le tableau I suivant donne un résumé du nombre et des dates correspondantes :

Tableau I : Dates de relevés d'échantillons des sols et statistiques de M.O.

| Date de relevés | Nombre de profils | Valeur max de M.O. | Valeur min de M.O. | Valeur moy de M.O. |
|-----------------|-------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| 29/12/2017 | 06 | 2,95% | 0,23% | 1,02% |
| 30/12/2017 | 04 | | | |
| 10/01/2018 | 05 | | | |
| 11/01/2018 | 07 | | | |
| 12/01/2018 | 09 | | | |
| 01/02/2018 | 08 | | | |
| 02/02/2018 | 09 | | | |
| 03/02/2018 | 01 | | | |
| TOTAL | 49 | | | |

Au nombre des analyses physico-chimiques, il y avait le taux de Carbone Organique Total (COT) en %. Il varie de 1,717 à 0,137% avec une valeur moyenne de 0,594% et un écart-type de 0,368%. La conversion du COT en taux de Matière Organique (M.O) s'obtient par la formule (ECOPHYTOPIC, 2013) :

$$\text{M.O (\%)} = 1,72 \times \text{COT (\%)}$$

La valeur maximum (2,95%) de M.O a été retrouvée sur un lithosol sur cuirasse ferrugineuse, une zone de pâturage sur colline, tandis que la plus faible valeur (0,23%) est sur un sol ferrugineux tropical lessivé induré superficiel dans un champ de sorgho en association avec le niébé.

II.2. Considération d'ensemble et résultats

Les images satellitaires obtenues en archive sont celles de Landsat 8, relatives aux références 195/051 et 195/052. Pour éviter les erreurs d'appréciation, il est essentiel de faire coïncider au mieux les dates de mesures de terrain avec les dates d'acquisition des images satellitaires. Pour la période de prospection pédologique allant du 29/12/2017 au 03/02/2018, les seules dates d'images Landsat disponibles sont le 25/12/2017, le 10/01/2018, le 26/01/2018 et le 11/02/2018. Afin

d'assurer la cohérence des données, nous avons priorisé la date d'acquisition d'image la plus proche de la date de prise de l'échantillon de sol prélevé de la fosse pédologique. Après la mosaïque des deux scènes Landsat 8 (195/051 et 195/052) pour chaque date, en considérant l'algorithme du proche voisin pour la valeur du pixel, nous avons extrait la zone d'étude, et calculé les réflectances des bandes bleu, vert, rouge, proche infrarouge, infrarouge à ondes courtes 1 (SWIR1) et infrarouge à ondes courtes 2 (SWIR2) grâce au logiciel ENVI.

Comme nous disposons d'une image Landsat du 10/01/2018, l'analyse de régression linéaire multiple a été réalisée sur les douze observations du 10 et 11 janvier 2018, dans un premier temps, puis des vingt-et-une observations des 10, 11 et 12 janvier 2018. Toutes les six bandes spectrales ont été prises en compte, comme variables indépendantes (ou « prédictives »), et l'observation du taux de carbone organique total comme variable dépendante, et donc à prédire. Les résultats obtenus sont les suivants (tableau II) :

Tableau II : Statistiques de différents cas de régression linéaire multiple

| | Dates : 10 et 11/01/2018 | Dates : 10, 11 et 12/01/2018 | Prise en compte de tous les échantillons |
|--|---------------------------------|-------------------------------------|---|
| Coefficient de détermination multiple | 0,942 | 0,859 | 0,703 |
| R² | 0,888 | 0,739 | 0,495 |
| R² ajusté | 0,754 | 0,627 | 0,423 |
| Erreur-Type | 0,211 | 0,205 | 0,279 |
| Observations | 12 | 21 | 49 |

En considérant le modèle de régression proposé par les « 12 observations », une simulation de ce modèle permet de calculer l'erreur quadratique moyenne ou résidu moyen, si on prend le reste des 37 observations comme éléments de contrôle / vérification. De même, avec le modèle proposé par les « 21 observations », on considère les 28 observations restantes comme éléments de vérification du modèle. On obtient alors les erreurs quadratiques moyennes suivantes (tableau III).

Tableau III : Erreur quadratique moyenne selon les modèles d'observations.

| | Modèle des 12 observations | Modèle des 21 observations |
|-----------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|
| RMSE² | 0,0582 | 0,0209 |
| Résidu moyen ou RMSE | 0,2412 | 0,1445 |

² RMSE : Root Mean Square Error

III. Discussion

La régression linéaire multiple (MLR) opérée sur le total des échantillons donne un taux de corrélation de 0,703 (cf. tableau II) qui est bien significatif de la relation linéaire qui existe entre la quantité de COT de la couche arable du sol, et les réflectances des bandes visibles (Bleu, Vert et Rouge), proche infrarouge et infrarouge à ondes courtes (SWIR1 et SWIR2). Cette valeur est très en-deçà de ce que certains auteurs comme VAUDOUR *et al.* (2013) ou THALER *et al.* (2019) ont obtenue en n'utilisant que les bandes du visible et proche infrarouge. De plus, on a une faible variance du modèle explicatif, qui est de 0,495. Cela nous a fait alors penser à une mauvaise concordance entre les dates de relevés des échantillons de sol, et les dates de prises de vues des images Landsat 8 qui sont le 25 décembre 2017, le 10 janvier 2018, le 26 janvier 2018, et le 11 février 2018. En analysant bien précisément ces dates d'acquisition d'images, sources de nos variables indépendantes, il s'avère que seule la date du 10 janvier 2018 nous permet de considérer des dates de relevés d'échantillons avec une différence de deux (2) ou trois (3) jours, un critère de similitude de conditions environnementales que l'on devait percevoir dès le départ. Il est vrai que bien souvent, pour des études scientifiques sur l'environnement des phénomènes cycliques, on prend des périodes analogues. Mais dans le cas de mesures ou d'expériences biophysiques bien précises, il est bien conseillé d'être synchrone avec les mesures de terrain et les prises de vues par le capteur du satellite. Ce constat est corroboré par les travaux de WIJEWARDANE *et al.*, 2016 ; GILLIOT *et al.*, 2017 qui ont porté sur l'utilisation des mesures de réflectance des images satellites pour prédire la teneur en matière organique des sols agricoles.

Les résultats obtenus (tableau II) pour le MLR sur les 12 observations de COT des 10 et 11 janvier 2018 confirment bien qu'en respectant le critère de synchronisme (mesures terrain/date d'acquisition d'image), on aboutit à un taux de corrélation très encourageant de 0,942, et une

variance explicative du modèle, de 0,888. Ce modèle semble a priori parfait, mais dès qu'on le fait tourner pour estimer les erreurs de prédiction que cela entraînerait sur le reste des observations/mesures réelles de COT, on obtient une erreur quadratique moyenne de 0,2412 (cf. tableau III). Alors que l'on se rappelle que nos mesures réelles de COT dans le bassin versant de Doulou varient entre 1,717 à 0,137%, selon une prospection pédologique sur sept transects. Cette valeur d'erreur quadratique moyenne est bien dommageable pour la précision du modèle de prédiction. En effet, une erreur correspondant à 1/10 de la valeur d'une mesure pourrait être encourageante. On peut s'autoriser à penser que le biais vient du fait que les 12 relevés des 10 et 11 janvier 2018 aient été fait sur un seul transect, qui ne couvre pas toute la disparité des types de sols du bassin versant.

En considérant les 21 observations/mesures de COT des 10, 11 et 12 janvier 2018, on aboutit à un taux de corrélation plus bas de 0,859 que précédemment, mais bien encourageant, et une variance explicative du modèle de 0,739. La simulation de ce modèle sur l'ensemble des mesures de COT de terrain (tableau III) donne un résidu moyen, ou erreur quadratique moyenne de 0,1445 ; cette erreur est plus tolérable que dans le cas du « modèle des 12 observations » : par exemple, il aurait tendance à écraser les situations de très faible teneur en COT.

Grâce à des données de réflectances spectrométriques visible à proche infrarouge, WIJEWARDANE *et al.* (2016) ont abouti à une prédiction de la teneur en matière organique des sols de l'ensemble du continental des Etats Unis avec une erreur quadratique moyenne variant de 0,5 à 1,5%. Quant à SANKEY *et al.* (2008), puis SEQUEIRA *et al.* (2014), ils obtiennent avec les mêmes types de données spectrométriques, les valeurs d'erreur respectives de 0,38% et de 0,95%. Par ailleurs, grâce à des données multispectrales SPOT, VAUDOUR *et al.* (2013) ont abouti à une erreur quadratique moyenne de prédiction de la teneur en matière organique variant de 0,46 à 0,6% en zone de cultures péri-urbaine.

Conclusion

L'estimation de la teneur actuelle de matière organique de la couche arable du sol est très importante en agriculture durable, notamment au Burkina Faso où cela permettrait de mieux orienter les efforts d'investissement des exploitations. Les résultats de la présente étude montrent que l'on peut développer un modèle de prédiction cartographique de la teneur en matière organique de la couche arable du sol à partir des données de réflectance d'images multipectrales Landsat

et de la méthode de régression linéaire multiple. Cependant, pour avoir un estimateur très précis, les mesures de terrain de matière organique ayant servi à l'élaboration du modèle doivent être faites de façon synchrone aux dates d'acquisition des images satellitaires. Ce genre d'opération est désormais envisageable pour les pays africains, grâce à l'ouverture des fournisseurs et à l'accès libre et gratuit à des archives de données satellitaires. Quelques questions subsistent quant à savoir si le modèle développé est transportable à un autre endroit, et si les coefficients développés pour un capteur d'un satellite donné sont-ils transférables pour le même type de capteur, de bandes d'observation analogues. De plus la comparaison avec des données d'autres capteurs de satellites différents comme Sentinel 2 pourrait orienter le choix en vue d'une meilleure prédiction. Nous envisageons de poursuivre cette étude sur une zone plus large comme le bassin versant du Massili (Burkina Faso), et également dans une zone à faible couverture végétale en vue d'estimer l'impact de la couverture végétale et surtout des types d'utilisation des terres tels que les zones de cultures, les sols nus, etc. sur les précisions du modèle.

Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier JIRCAS (Japan International Research Center for Agricultural Sciences) pour le financement de la prospection pédologique et les analyses physico-chimiques des sols à travers le « MoU for Overseas Outsourcing Completion Statement » d'octobre 2017. Que Dr. Nagumo FUJIO et Kenta IKAZAKI trouvent ici l'expression de leur gratitude.

Qu'il nous soit aussi donné de remercier l'Institut américain de surveillance géologique (United States Geological Survey) pour l'accès gratuit aux données d'archives Landsat à travers son site Internet <https://earthexplorer.usgs.gov>

Références bibliographiques

- BARNES E. M., and BAKER M. G., 2000. Multispectral data for mapping soil texture: possibilities and limitations. *Applied Engineering in Agriculture* 16 (6): 731 – 741. doi:10.13031/2013.5370.
- BARTHOLOMEUS, H., M. SCHAEPMAN, L. KOOISTRA, A. STEVENS, W. HOOGMOED, and SPAARGAREN O., 2008. Spectral reflectance based indices for soil organic carbon quantification. *Geoderma* 145:28–36. doi:10.1016/j.geoderma.2008.01.010

BEN-DOR, E., and BANIN A., 1994. Visible and near-infrared (0.4–1.1 μm) analysis of arid and semi-arid soils. *Remote Sensing of Environment* 48:261–274. doi:10.1016/0034-4257(94)90001-9

BLANCHARD M., COULIBALY K, BOGNINI S., DUGUE P., et VALL E., 2014. Diversité de la qualité des engrais organiques produits par les paysans d’Afrique de l’Ouest : quelles conséquences sur les recommandations de fumure ?

Biotechnologie, Agronomie, Société, Environnement 18(4) : 512-523.

BORNEMANN L, WELP G., BRODOWSKI S., RODIONOV A. and AMELUNG W.. 2008. Rapid assessment of black carbon in soil organic matter using mid-infrared spectroscopy. *Organic Geochemistry* 39(11) : 1537–1544. doi:10.1016/j.orggeochem.2008.07.012

COLEMAN T. L, AGBU P. A., MONTGOMERY O. L, GAO T, and PRASAD S, 1991. Spectral band selection for quantifying selected properties in highly weathered soils. *Soil Science* 151 (5): 355–361.

COPERNICUS Services, 2022. OBSERVER: A History of Copernicus – Fact Sheet. <https://www.copernicus.eu/en/news/news/observer-history-copernicus>, Thu, 09/06/2022 - 12:00, 6p.

CRAGLIA M. and LEA SHANLEY L., 2015. Data democracy – increased supply of geospatial information and expanded participatory processes in the production of data, International. *Journal of Digital Earth*, 8 (9) : 679-693, doi: 10.1080/17538947.2015.1008214

ECOPHYTOPIC, 2013. Fiche technique T5 Gestion de la matière organique. https://ecophytopic.fr/sites/default/files/Guide%20Leg_FT5_mati%C3%A8re%20organique.pdf, 2013 septembre.

FAO 2006. Guidelines for soil description.

FAO, Rome. <http://www.fao.org/docrep/019/a0541e/a0541e.pdf> (February, 2018)

GILLIOT J.M, VAUDOUR E, MICHELIN J, et HOUOT S, 2017. Estimation des teneurs en carbone organique des sols agricoles par drone. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection* n° 2013-2014 (janvier - avril), pp 105 – 115.

GUEBRE D., TRAORE S., TRAORE M, MARE B. T., et HIEN E., 2020. Conservation des sols en zone soudano-sahélienne : quelle est l’efficacité des amendements ligneux ? *Science et technique, Sciences naturelles et appliquées*, Vol. 39, n° 2 (1) :199 – 220.

INSD, 2023. Analyse approfondie. Caractéristiques des ménages agricoles au Burkina Faso. Rapport.

INSD, Ouagadougou, Burkina Faso, 128p.

JARMER, T., HILL J., LAVEE H., and PARIENTE S., 2010. Mapping topsoil organic carbon in non-agricultural semi-arid and arid ecosystems of Israel.

Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 75(1) : 85–94.

KISSOU R., GNANKAMBARY Z., NACRO H. B., THIOMBIANO L., SOURABIE I. N., ZOMBRE N. P. et SEDOGO M. P., 2012. Corrélation, dénomination et perception endogène de la fertilité des sols dans la zone du centre-nord du Burkina Faso. *Science et technique, Sciences naturelles et agronomie*, Vol 32, n° 1 et 2, 2010 – 2012, pp 33 – 45.

KONE N., PARE S., et KAMBIRE S. H, 2014. Utilisation des données Modis et Vegetation pour le suivi à long terme de la productivité primaire dans le Sahel. *Revue des Sciences de l'Environnement*. Université., Lomé (Togo), No 11 (Spécial) ISSN 1812-1403, pp 153 - 170

LIAO K, XU S, WU J, ZHU Q., 2013. Spatial estimation of surface soil texture using remote sensing data. *Soil Science and Plant Nutrition*, 59 (4) : 488–500.

MATSAPOLA D., 2008. Data democracy to ensure meaningful participation in earth observation : applications. *CSIR Science Scope*, 3 (2) : 40-41.

MULLA, D.J. 2013. Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps. *Biosystems Engineering*, 114(4) :358–371. doi:10.1016/j.biosystemseng.2012.08.009

OUATTARA K., OUATTARA B. ,ASSA A., SÉDOGO P. M., 2006. Long-term effect of ploughing, and organic matter input on soil moisture characteristics of a ferric lixisol in Burkina Faso. *Soil & Tillage Research* 88 : 217–224. doi:10.1016/j.still.2005.06.003

OUEDRAOGO S. J., ZOUNGRANA P., BOTONI E., COMPAORE F. V., OUEDRAOGO J C, BONZI M., BATIONO B A et KIEMA A., 2012. Bonnes pratique agro-sylvo-pastorales d'amélioration durable de

la fertilité des sols au Burkina Faso. – Edition CILSS, Ouagadougou, Burkina Faso, 194p.

OUEDRAOGO R. S., SAWADOGO J. P., STAMM V, and THIOMBIANO T., 1996. Report – Tenure, agricultural practices and land productivity in Burkina Faso : some recent empirical results. *Land Use Policy*, 13 (3) : 229 – 232.

PALLO F J P, SAWADOGO N., ZOMBRE N. P., et SEDOGO M. P., 2009. Statut de la matière organique des sols de la zone nord-soudanienne au Burkina Faso. *Biotechnologie, Agronomie, Société, Environnement* 13(1) : 139-142.

PEON, J., C. RECONDO, S.F. FERNANDEZ, J. CALLEJA, E. DE MIGUEL, and CARRETERO L., 2017. Prediction of topsoil organic carbon using airborne and satellite hyperspectral imagery. *Remote Sensing*, 9 : 1211. doi:10.3390/rs9121211.

SAKANDE F., TRAORE M., KOULIBALY B., LANKOANDE F. Y., PARE T., COULIBAKY K., et NACRO B. H., 2022. Perception locale de la dégradation des sols et pratiques de réhabilitation dans la zone cotonnière Ouest du Bukina Faso. *International Journal of Biological and Chemical Sciences*, 16(5) : 2189 – 2201.

SANKEY, J.B., D.J. BROWN, M. BERNARD, and LAWRENCE R.L., 2008. Comparing local vs. global visible and near-infrared (VisNIR) diffuse reflectance spectroscopy (DRS) calibrations for the prediction of soil clay, organic C and inorganic C. *Geoderma* 148:149–158. doi:10.1016/j.geoderma.2008.09.019

SENOU I, OUEDRAOGO H., NACRO H. B., et SOME A. N., 2021. Évaluation de l’impact environnemental et sanitaire de l’utilisation des déchets solides biodégradables en agriculture urbaine : cas de Bobo-Dioulasso. *Science et technique, Sciences Naturelles et Appliquées*, Vol. 40, n° 2 – Juillet - Décembre, pp 23 – 30.

SEQUEIRA, C.H., S.A. WILLS, S. GRUNWALD, R.R. FERGUSON, E.C. BENHAM, and WEST L.T., 2014. Development and update process of VNIR-based models built to predict soil organic carbon. *Soil Science Society of America Journal*, 78 : 903–913. doi:10.2136/sssaj2013.08.0354

STEVENS A, MIRALLES I, VAN WESEMAEL B (2012) Soil organic carbon predictions by airborne imaging spectroscopy: comparing cross-

validation and validation. *Soil Science Society of America Journal* 76 (6): 2174–2183

THALER E A, LARSEN I. J. and YU Q. , 2019. A New Index for Remote Sensing of Soil Organic Carbon Based Solely on Visible Wavelengths. *Soil Science Society America Journal*, 83:1443–1450. doi:10.2136/sssaj2018.09.0318

THOMASSON JA, SUI R, COX MS, AL-RAJEHY A (2001) Soil reflectance sensing for determining soil properties in precision agriculture. *Transactions of the ASAE American Society of Agricultural Engineers*, 44 (6): 1445 - 1453.

USGS,2021. Landsat Collection 2 Level 2 Science Products – Fact Sheet.ISSN 2327-6932 (online). <https://doi.org/10.3133/fs20213055> ; november 2021, 2p.

USGS, 2023. Landsat 8-9. Collection 2 (C2). Level 2 Science Product (L2SP) Guide.

LSDS-1619 Version 5.0, March 2023, 43p.

VASQUES, G.M., S. GRUNWALD, and SICKMAN J.O., 2008. Comparison of multivariate methods for inferential modeling of soil carbon using visible/near-infrared spectra. *Geoderma*, 146 :14–25. doi:10.1016/j.geoderma.2008.04.007

VAUDOUR E, BEL L., GILLIOT J M, COQUET Y., HADJAR D., CAMBIER P., MICHELIN J., and HOUOT S. 2013. Potential of SPOT Multispectral Satellite Images for Mapping Topsoil Organic Carbon Content over Peri-Urban Croplands. *Soil Science Society America Journal* 77:2122–2139, doi:10.2136/sssaj2013.02.0062

VERMOTE, E., JUSTICE, C., CLAVERIE, M., & FRANCH, B. (2016). Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product. *Remote Sensing of Environment*, 185, 46-56. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2016.04.008>.

WIJEWARDANE N K , GE Y, WILLS S and LOECKE 2016. Prediction of Soil Carbon in the Conterminous United States: Visible and Near Infrared Reflectance Spectroscopy Analysis of the Rapid Carbon Assessment Project. *Soil Science Society American Journal*, 80:973–982, doi:10.2136/sssaj2016.02.0052.

WISE CAT NORO BORIS, 2020. Analyse des données avec Excel : la régression linéaire multiple (cas pratique).

https://www.youtube.com/watch?v=wHDbH_XU98M&list=PLGvckt9NEpifFK0rxRwaOSKO24IXOiS73&index=10, vu le 26/08/2025.
Diffusée le 15 juillet 2020

WALKLEY A., and BLACK R. N., 1934. An examination of the method Dedtjareff for determining soil organic matter and to propose modification of the chromic acid titration method. *Soil Science*, 37 : 29-38.

YAMEOGO W. M., 2021. Diffusion d'un activateur de compost en milieu paysan au Burkina Faso. Les Actes JIPAD 2021 (Journée des Innovations pour une alimentation durable), Chaire UNESCO « Alimentations du monde », Montpellier, France, 176p, pp 69 – 75.

YANG, H., B. KUANG, and MOUAZEN A.M., 2012. Quantitative analysis of soil nitrogen and carbon at a farm scale using visible and near infrared spectroscopy coupled with wavelength reduction. *European Journal of Soil Science*, 63:410–420. doi:10.1111/j.1365-2389.2012.01443.x

YUAN K., O'NEIL P., and DIEGO TORREJON D., 2020. Landsat's past paves the way for data democratization in earth science. *Data Democracy*, Academic Press, Cambridge, MA,USA, 2020, 252p, pp 147 – 161, <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818366-3.00008-3>

ZERBO L., 1995. Caractérisation des sols des stations de recherches agricoles de l'INERA : Kamboinsé, Faraoba, Saria, Niangoloko. INERA, Ouagadougou, Burkina Faso, 115p

ZERBO L., KONE N., NACRO H. B., YAO - KOUAME A. and SEDOGO M. P., 2017. Agricultural pressure on iron crust dynamic through spatial data and indigeneous knowledge in two communities of Burkina Faso. *International Journal of Agriculture and Environment Research*, ISSN: 2455-6939, 03(06) : 4252 - 4261.

ZERBO R. M. N., SAVADOGO P. W., NARE R. W. A., SAWADOGO/ILBOUDO T. C., 2021. Pratiques d'utilisation des déchets urbains en agriculture et risques de contamination des sols et des plantes en métaux lourds. *Science et technique, Sciences Naturelles et Appliquées*, 40(1) : 88 – 101.

