



Diagnostic de santé des sols appuyé par la télédétection. Guide de l'utilisateur.

Date : Mai 2025

Responsables scientifiques :
Aubert Michaud, PhD, OBVBM
Marc-Olivier Gasser, PhD, IRDA

Ce rapport a été produit à l'attention de :
Organisme de bassin versant de la baie Missisquoi
Programme du Bassin Versant du Lac Champlain (LCBP)

Merci à notre partenaire financier

Ce projet a été financé dans le cadre d'une entente conclue par l'EPA avec la NEIWPCC en partenariat avec le programme du bassin du lac Champlain. Bien que l'information contenue dans le présent document ait été financée en tout ou en partie par la United States Environmental Protection Agency, elle n'a pas fait l'objet du processus d'examen des publications de l'Agence et, par conséquent, peut ne pas refléter nécessairement les opinions de l'Agence et aucune approbation officielle ne devrait être déduite. Les points de vue exprimés ici ne représentent pas nécessairement ceux du LCBP, du NEIWPCC ou de l'EPA, et la mention de noms commerciaux, de produits commerciaux ou de causes ne constitue pas une approbation ou une recommandation d'utilisation.

Ce rapport peut être cité comme suit :

Michaud, A.R. Niang, A.N et Gasser. M.-O. 2025. Diagnostic de santé des sols appuyé par la télédétection. Guide de l'utilisateur. IRDA et OBV Baie Missisquoi. 21 pages.

TABLE DES MATIÈRES

1	Introduction	3
2	L'outil électronique.....	4
3	Les couches de données à référence spatiale.....	4
3.1	Le territoire à l'étude.....	5
3.2	Les indices agroclimatiques.....	6
3.3	Les indices topographiques.....	9
3.4	Les indices d'humidité du sol	10
3.5	Les indices de développement des cultures	12
3.6	Les indices de santé des sols	14
3.7	Validation des indices de développement des cultures.....	16
4	Développement collaboratif	19
5	Références.....	20

LISTE DES FIGURES

Figure 1 :	Région d'étude, le secteur aval du bassin versant de la baie Missisquoi au Québec.....	5
Figure 2 :	Indice annuel normalisé NDWI sur 2022/05/05 (a), indice multi-annuel (6 ans) médian NDWI (b) et l'indice multi-annuel (6 ans) médian SSM (c) d'une zone de la région étudiée.....	11
Figure 3 :	NDVI normalisé d'une image datée du 09 juillet 2022 (a), associée à une année humide, et d'une image datée du 04 juillet 2020 (b), associée à une année sèche.....	13
Figure 4 :	Projection des indices de santé du sol selon la superposition des indices de développement des cultures, d'humidité du sol et de position topographique.....	16
Figure 5 :	Projections des rendements de maïs grain et des indices de développement des cultures (NDVI) en 2022 ou 2023 pour quatre champs d'entreprises agricoles participantes au réseau d'étude.	19

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 :	Cumuls des précipitations au printemps (période 1) avant la prise d'images satellitaires en avril ou mai 2016 à 2023.	7
Tableau 2 :	Cumuls des précipitations en début d'été (période 2) précédant la prise d'images satellitaires en juillet de 2016 à 2023.	8
Tableau 3 :	Cumuls d'unités thermiques maïs (UTM) en début d'été (période 2) précédant la prise d'images satellitaires en juillet de 2016 à 2023.	8
Tableau 4 :	Classification des indices de santé des sols suivant la superposition des indices de développement des cultures, d'humidité du sol et de position topographique.	15
Tableau 5 :	Paramètres et ajustement (R^2) des modèles de régression linéaire expliquant le rendement du maïs grain par l'indice de développement des cultures (NDVI) pour les années de référence 2022 et 2023.	18

1 INTRODUCTION

Cette étude diagnostique de la santé des sols appuyée par la télédétection a été réalisée dans le bassin versant de la baie Missisquoi et financée par le Programme du bassin versant du Lac Champlain du Vermont. Le projet a été réalisé par l'équipe de l'Organisme de bassin versant de la baie Missisquoi en collaboration avec l'équipe scientifique de l'Institut de recherche et développement en agroenvironnement (IRDA).

L'objectif principal de l'étude était de développer un outil cartographique permettant aux conseillers et producteurs agricoles de la région d'évaluer l'étendue et la sévérité de la compaction et de la dégradation de la structure des sols et d'en évaluer les impacts sur leurs grandes cultures. La cartographie réalisée vient aussi appuyer le choix de pratiques culturales ou d'aménagement des terres permettant la remise en condition des sols affectés.

La réalisation de l'étude répond à une préoccupation croissante des producteurs agricoles de la région à l'égard de la perméabilité de leurs sols, généralement considéré comme un facteur déterminant du rendement des cultures sous notre climat pluvieux et frais. Une bonne structure du sol, aérée, perméable et portante, assure en effet le drainage des excès d'eau et sa rétention en période de sécheresse, favorise le développement des racines, de même que le recyclage et le prélèvement des éléments nutritifs du sol. Aussi, un bon nombre d'entreprises ont dû investir au fil des dernières années dans le drainage de leurs terres, en réduisant l'espacement entre leurs lignes de drains souterrains. Ce constat d'un drainage déficient des terres révèle cependant bien souvent une dégradation de la structure et la compaction du sol au fil des ans. L'abandon des prairies dans les rotations de culture et le passage répété de « poids lourds » au champ lors des opérations d'épandage d'engrais de ferme et de récolte sur sols humides contribuent notamment à cette tendance observée dans la détérioration de la condition physique de nos sols.

L'outil de diagnostic réalisé dans le cadre du projet s'appuie sur la localisation des zones de champs qui présentent des conditions d'humidité persistante ou de sécheresse au fil des ans, souvent en lien avec les conditions de terrain, associées à un développement déficient de la culture. L'outil met à profit l'acquisition et l'analyse de données acquises par satellite (images multispectrales et radar) et par des capteurs aériens LiDAR. Le développement d'une condition physique du sol défavorable est particulièrement bien révélé au printemps par les images radar (sensible à l'humidité et la sécheresse) et multispectrales (sensible aux teintes du sol). De la même façon en début d'été, les indices de végétation générés par l'imagerie multispectrale (sensibles à la chlorophylle des plantes), et la densité de la canopée générée par les capteurs radar (sensibles au relief), témoignent tous deux du développement et du rendement des cultures. Le relief de haute précision et les parcours de l'eau générée par les relevés LiDAR ont complété la démarche diagnostique par la détection des problèmes de drainage de surface. Enfin, des données de rendements géolocalisées de maïs grain colligées sur deux ans par des entreprises agricoles de la région, a permis de valider les indices de développement des cultures captés en début d'été.

La réalisation de l'étude s'est appuyée sur l'analyse d'images printanières et estivales de sept années, soit de 2017 à 2023. L'analyse des images printanières a dans un premier temps permis de distinguer les zones de champ de la région d'étude qui présentent des conditions d'humidité ou de sécheresse persistantes au fil des ans. L'analyse des images acquises en début d'été a pour sa part permis de générer des indices pluriannuels de développement des cultures de maïs grain et de soya. La mise en relation de ces indices pluriannuels d'humidité des sols, de développement des cultures et du drainage de surface, au moyen d'algorithmes d'intelligence artificielle, a permis de générer les indices de santé des sols. En bref, les zones de champs présentant à la fois des zones persistantes d'humidité ou de sécheresse et de faible développement des cultures sont associées à une problématique de santé des sols, expliquée ou non par le drainage de surface.

En appuyant le diagnostic des zones de sols potentiellement affectées par la dégradation de leur condition physique, l'outil développé vient appuyer la sélection de pratiques culturales de conservation des sols, telles que l'introduction de cultures de couvertures ou d'enfouissement (engrais verts) ou des améliorations apportées au drainage de surface ou souterrain des terres. Les bénéfices attendus sont « gagnant-gagnant », tant pour les entreprises agricoles et la communauté du bassin versant. Retenons que les zones de champs dégradés, moins perméables, génèrent aussi de plus importantes émissions de ruissellement de surface, qui entraînent sol et éléments fertilisants vers les cours d'eau et la baie Missisquoi, ultimement. Investir sur mesure dans la santé des sols, c'est donc aussi contribuer à améliorer la qualité de l'eau.

2 L'OUTIL ÉLECTRONIQUE

Les résultats finaux de l'analyse des données à référence spatiale pour la période d'étude 2017-2023 ont été colligés en deux formats distincts.

Le système d'information géographique (SIG) accessible sur la plate-forme ouverte QGIS rassemble l'ensemble des données initiales pour l'ensemble de la zone d'étude et les saisons de culture 2017-2023, de même que les indices pluriannuels d'humidité des sols, de développement de culture et de santé des sols. Respectant la volonté exprimée par les entreprises agricoles participantes au projet, ces résultats ne sont pas accessibles au grand public, mais plutôt sur demande auprès de l'Organisme de bassin versant de la baie Missisquoi (OBVBM). Le format des données fait appel à des utilisateurs qui détiennent une expertise en opération de SIG. Aussi, les conseillers agricoles sont les principaux utilisateurs ciblés par le SIG. L'analyse approfondie des données annuelles et pluriannuelles s'inscrit dès lors dans une démarche de services conseils auprès des entreprises agricoles désireuses d'évaluer la santé de leurs sols et d'investir dans des pratiques et aménagement des terres sur mesure.

Les SIG à l'échelle de l'entreprise agricole sont disponibles sur demande en format HTML. Ce format de données personnalisé s'adresse plus particulièrement aux producteurs agricoles. Le plan de ferme mis à jour par la Financière agricole du Québec est utilisé pour extraire et restreindre les résultats de l'étude au parcellaire de l'entreprise. Les indices pluriannuels accessibles en format HTML sont adaptés à une représentation sur téléphone mobile et se destinent à une utilisation de première ligne, sur le terrain. La confirmation de zones de sol compacté, d'un mauvais drainage de surface ou la justification de zones de gestion différenciées dans un même champ seraient des exemples d'application de l'outil sur le terrain.

3 LES COUCHES DE DONNÉES À RÉFÉRENCE SPATIALE

La réalisation du projet s'est appuyée sur l'analyse de six ensembles de données couvrant la période 2017-2023, permettant de générer et mettre en relation les indices suivants :

- les indices agro-climatiques;
- les indices topographiques;
- les indices d'humidité du sol;
- les indices de développement des cultures;
- les indices de rendements de culture du maïs;
- les indices de santé des sols.

Compte tenu que les cultures de maïs et de soya ont été ciblées pour la génération des indices de développement des cultures et de santé des sols, la première étape du projet a consisté à classifier l'occupation des sols pour chacune des années de culture à l'étude. La génération subséquente des indices pertinents aux propriétés du sol et au développement des cultures pour les sept années à l'étude s'est limitée à ces champs. Les sections suivantes du guide décrivent les méthodes utilisées dans la classification de l'occupation du sol et la génération des différents indices.

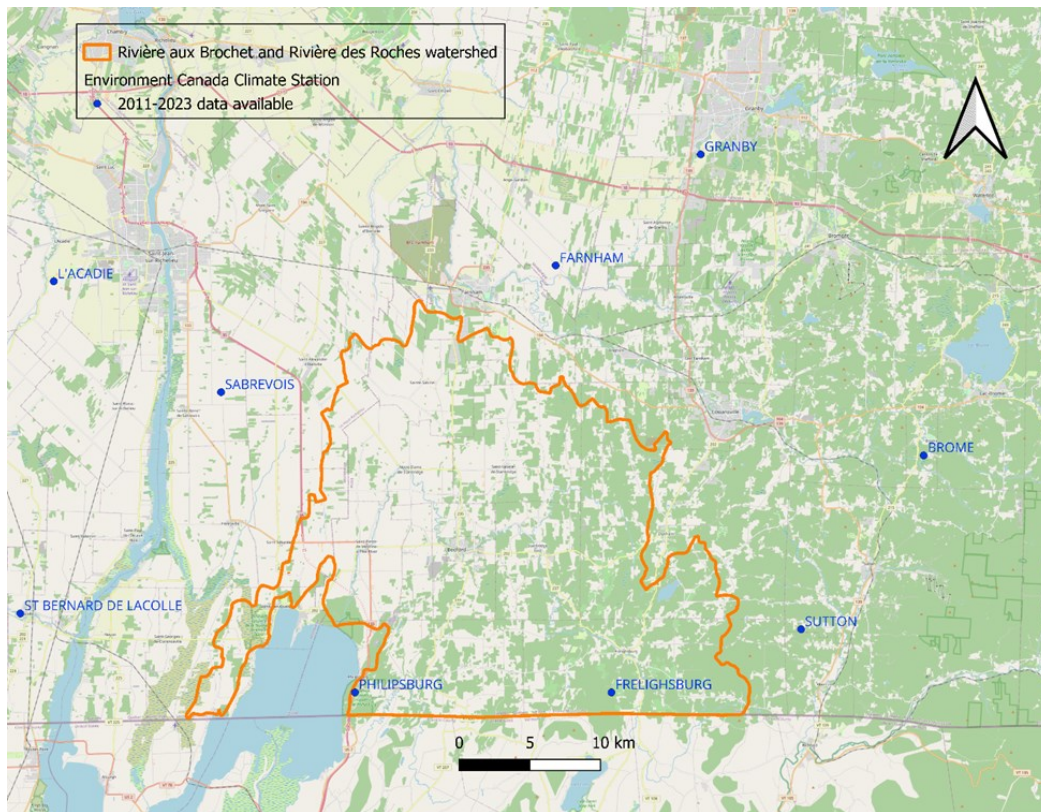


Figure 1 : Région d'étude, le secteur aval du bassin versant de la baie Missisquoi au Québec.

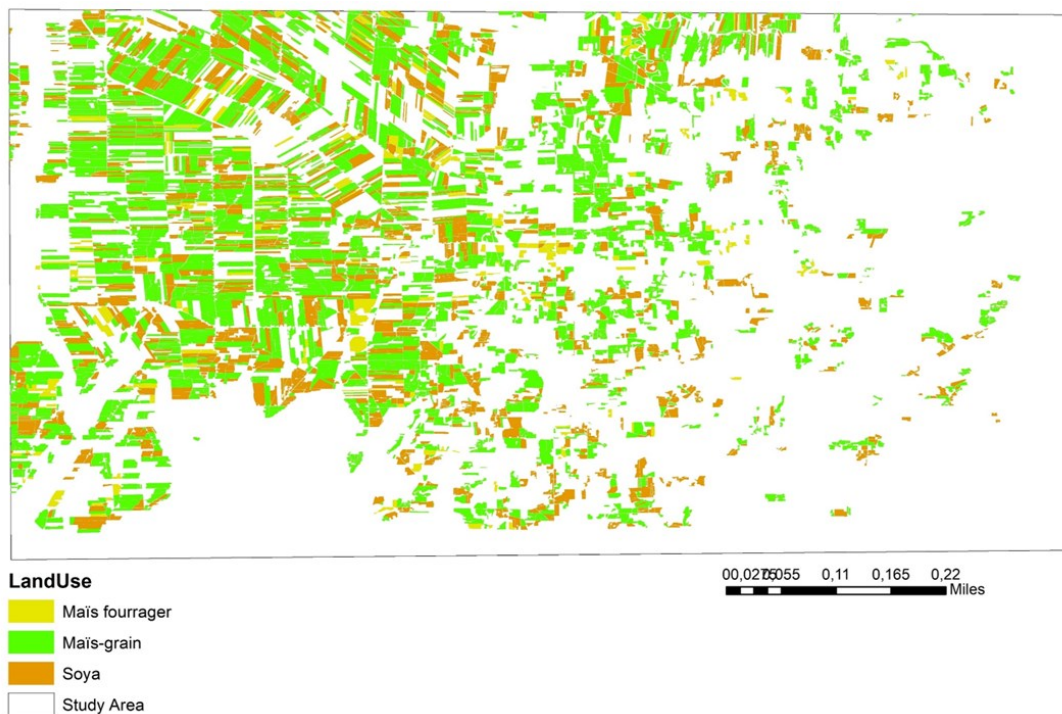


Figure 2 : Classifications des cultures de maïs et de soya dans la région d'étude (2023), suivant les déclarations à La Financière Agricole du Québec et la classification supervisée d'Agriculture et Agroalimentaire Canada.

3.1 LE TERRITOIRE À L'ÉTUDE

La région ciblée pour la réalisation de l'étude inclut les portions québécoises des bassins versants des rivières aux Brochets et de De la Roche, de même que l'ensemble des petits tributaires et du parcellaire se drainant directement dans la baie Missisquoi (Figure 1). Ces secteurs rassemblent la plus large part des cultures annuelles produites dans le bassin versant de la baie Missisquoi.

Les cultures de maïs grain et de soya, retenues pour la génération d'indices de développement des cultures, ont été cartographiées de 2017 à 2023 dans un premier temps sur la base des plans de cultures géopositionnés de la Financière agricole du Québec (FADQ, 2023). Cette couverture s'est cependant avérée incomplète, compte tenu des superficies en culture non déclarées ou non assurées par La Financière. Ainsi, la classification de l'occupation du sol de 2017 à 2023 a été complétée par l'Inventaire annuel des cultures d'Agriculture et Agroalimentaire Canada qui se présente sous format matriciel, pour mettre à jour les polygones non documentés des plans de parcelles de La Financière. La superficie couverte par l'étude couvre près de 50,000 ha, dont les cultures de maïs grain et de soya constituent les cultures principales.

3.2 LES INDICES AGROCLIMATIQUES

Les conditions agroclimatiques des différentes saisons de culture à l'étude ont été documentées entre 2017 et 2023 :

- Durant les périodes printanières hâtives, correspondant à l'acquisition d'images satellitaires multispectrales et radar témoignant des patrons spatiaux d'humidité du sol (Période P1),
- De même que durant les périodes estivales hâtives, correspondant à l'acquisition d'images satellitaires multispectrales et radar témoignant des patrons spatiaux de développement des cultures de maïs et de soya (Période P2).

Les données de précipitations et de température ont été cumulées jusqu'aux dates d'acquisition des images satellitaires, puis comparées aux moyennes à long terme jusqu'à ces mêmes dates, afin de qualifier si les images de printemps recueillies témoignent de conditions de sol humides ou plutôt sèches. Les indices estivaux témoignent pour leur part des conditions favorables (chaleur et précipitations), ou non, à la croissance des cultures.

Les données climatiques brutes, y compris les précipitations quotidiennes et les températures minimales et maximales pour les années 2016 à 2023, ont été recueillies auprès des stations FADQ-Mesonet-Agrometeo (Dunham, Farnham_F, Frelighsburg, Garagona et Henryville). Un ensemble de données climatiques normales a été créé à partir des cinq mêmes stations entre 2012 et 2023. Les conditions climatiques de chaque année de culture ont été caractérisées pour deux périodes de référence :

La période printanière (P1) correspond à la période d'acquisition des images multispectrales et radar du printemps, où sont générés les indices d'humidité du sol. Selon la disponibilité des images multispectrales en absence de couverture nuageuse, la Période 1 témoigne des conditions de sol nu, allant du jour julien 105 (15 avril) au jour julien 135 (15 mai). Les indices agroclimatiques générés témoignent alors des précipitations antérieures aux captures des images satellitaires. Ils permettent d'apprécier si les images printanières ont été captées en conditions de sol humides ou plutôt sèches, par rapport aux normales de précipitations journalières.

Pour évaluer les conditions relatives de sécheresse ou d'humidité précédant l'acquisition des images satellites lors de la période 1 (sol nu en avril ou mai) de 2016 à 2023, les précipitations quotidiennes moyennes (RP) des périodes de 5, 10, 15, 20, 25 et 45 jours précédant la date des images ont été divisées par les précipitations quotidiennes moyennes normales (2012 à 2023) pour les mêmes périodes.

Entre 2016 et 2023, les conditions les plus humides avant la prise d'images satellitaires au début du printemps (P1) ont été observées en 2018 et 2019. Ces conditions étaient environ 30 % plus humides que les niveaux de précipitations habituels (rectangle vert au Tableau 1). D'autre part, les images satellite P1 prises dans les conditions les plus sèches se sont produites en 2020 et 2023. Ces conditions étaient environ 60 % plus sèches que les niveaux de précipitations typiques (rectangles

rouges). Le Tableau 1 détaille les cumuls de précipitations antérieures aux prises annuelles d’images printanières, de même que les normales et les ratios de comparaison.

Tableau 1 : Cumuls des précipitations au printemps (période 1) avant la prise d’images satellitaires en avril ou mai 2016 à 2023.

Comparaison par cumul de jours - Dates des images (2016-2023) vs Dates de la normale (2012-2023)

Variable choisie

Date

Valeurs

Variables

D2016-04-21

0,00

PR

D2017-05-16

0,00

PR

D2018-05-08

0,00

PR

D2019-05-06

0,00

PR

D2020-04-25

0,00

PR

D2021-05-17

0,00

PR

D2022-05-05

0,00

PR

D2023-04-15

0,00

PR

Type_date

☒ Dates_images

☐ Début_saison_croissance

☐ Dernier_gel_printanier

Variables

☐ DJ5

☐ ETP

☐ P_ETP

☐ P_ETP/DJ5

☒ PR

Moyennes des dates

Date_moyennes	Moy_0j	Moy_5j	Moy_10j	Moy15j	Moy20j	Moy25j	Moy45j	Moy_7periodes	Variables
M2016-04-21	0,00	2,01	1,74	3,68	2,88	4,06	3,15	2,50	PR
M2017-05-16	0,00	1,66	2,11	2,67	3,47	3,14	4,40	2,49	PR
M2018-05-08	0,00	2,04	5,32	6,58	5,24	5,14	4,20	4,07	PR
M2019-05-06	0,00	3,44	4,93	4,32	4,87	4,47	3,73	3,68	PR
M2020-04-25	0,00	0,50	0,35	0,95	1,60	2,14	2,52	1,15	PR
M2021-05-17	0,00	0,21	0,68	1,25	3,17	2,72	2,69	1,53	PR
M2022-05-05	0,00	2,64	2,81	1,96	3,46	3,77	4,39	2,72	PR
M2023-04-15	0,00	0,00	0,06	2,77	2,36	2,61	2,20	1,43	PR

Moyennes de la Normale

Date_normale	Moy_0j	Moy_5j	Moy_10j	Moy15j	Moy20j	Moy25j	Moy45j	Moy_7periodes	Variables
N2016-04-21	2,90	3,46	3,72	3,80	3,56	3,59	2,95	3,43	PR
N2017-05-16	2,55	2,52	2,55	2,42	2,82	2,84	3,16	2,69	PR
N2018-05-08	1,86	2,03	2,95	2,87	3,11	3,22	3,24	2,76	PR
N2019-05-06	0,26	2,16	3,10	3,03	3,14	3,31	3,28	2,61	PR
N2020-04-25	3,04	2,65	3,39	3,32	3,53	3,42	3,04	3,20	PR
N2021-05-17	2,26	2,80	2,61	2,44	2,74	2,82	3,19	2,69	PR
N2022-05-05	2,73	3,44	3,49	3,21	3,44	3,38	3,33	3,29	PR
N2023-04-15	5,22	3,17	3,67	3,44	3,37	3,24	2,65	3,54	PR

Ratios de comparaison

Date	Ratio_0j	Ratio_5j	Ratio_10j	Ratio_15j	Ratio_20j	Ratio_25j	Ratio_45j	Moyenne_7Ratios	Variables
C2016-04-21	0,00	0,58	0,47	0,97	0,81	1,13	1,07	0,72	PR
C2017-05-16	0,00	0,66	0,83	1,10	1,23	1,11	1,39	0,90	PR
C2018-05-08	0,00	1,00	1,80	2,29	1,68	1,60	1,30	1,38	PR
C2019-05-06	0,00	1,59	1,59	1,42	1,55	1,35	1,14	1,24	PR
C2020-04-25	0,00	0,19	0,10	0,29	0,45	0,63	0,83	0,35	PR
C2021-05-17	0,00	0,08	0,26	0,51	1,16	0,97	0,84	0,55	PR
C2022-05-05	0,00	0,77	0,81	0,61	1,01	1,12	1,32	0,80	PR
C2023-04-15	0,00	0,00	0,02	0,80	0,70	0,81	0,83	0,45	PR

La période estivale (P2) correspond à la période d’acquisition des images multispectrales et radar d’été, où sont générés les indices de développement des cultures. Les indices agroclimatiques générés témoignent alors des conditions de croissance des cultures, sur le plan des précipitations et des températures (UTM-Unités thermiques maïs), antérieures aux captures d’images satellitaires. La Période 2, représentative de conditions de cultures pleinement développées, s’étend du jour Julien 185 (le 4 juillet) au jour Julien 215 (le 31 juillet), reflétant la disponibilité d’images multispectrales en absence de couverture nuageuse.

Les valeurs quotidiennes de précipitations et d’unités thermiques maïs ont été cumulées pour des périodes de 35, 45, 55 et 65 jours avant les images satellitaires sélectionnées entre 2016 et 2023 et divisées par les sommes des normales climatiques (2012 à 2023) pour les mêmes périodes. Ces indices ont été utilisés pour identifier les images satellitaires prises dans des conditions de croissance optimales et sous-optimales.

Précédent la prise d’images satellitaires P2 en juillet, des précipitations plus élevées que la normale se sont produites en 2017 et 2022, révélant des conditions plus humides. Ces conditions étaient environ 40 % plus humides que les niveaux normaux de précipitations (rectangle vert au Tableau 2). D’autre part, les conditions les plus sèches avant les images satellite P2 se sont produites en 2020 et 2021. Ces conditions étaient environ 40 % plus sèches que les niveaux de précipitations normaux (rectangles rouges).

Tableau 2 : Cumuls des précipitations en début d'été (période 2) précédant la prise d'images satellitaires en juillet de 2016 à 2023.

Comparaison par cumul de jours - Dates des images en P2 (2016-2023) vs Dates de la normale (2012-2023)							
Variables ☐ AWDR ☒ PR ☐ SDI ☐ UTM	Cumuls aux dates des images						
	Date_image_P2	Somme_35j	Somme_45j	Somme_55j	Somme_65j	Moy_4periodes	Variables
	D2016-07-27	113,84	122,55	168,50	177,00	134,96	PR
	D2017-07-22	195,26	208,12	244,47	267,65	215,95	PR
	D2018-07-20	95,84	127,97	148,27	178,95	124,02	PR
	D2019-07-07	103,42	132,77	163,23	230,40	133,14	PR
	D2020-07-04	77,38	77,38	113,10	123,96	89,29	PR
	D2021-07-24	95,86	123,38	139,12	144,22	119,45	PR
	D2022-07-09	173,48	238,84	299,16	312,14	237,16	PR
	D2023-07-06	141,36	159,34	168,26	193,44	156,32	PR
	Cumuls aux dates de la Normale						
	Date_normale_P2	Somme_35j	Somme_45j	Somme_55j	Somme_65j	Moy_4periodes	Variables
	N2016-07-27	129,16	168,18	200,78	236,25	166,04	PR
	N2017-07-22	129,76	165,86	201,88	230,00	165,83	PR
	N2018-07-20	129,14	167,03	202,33	231,37	166,16	PR
	N2019-07-07	126,57	162,04	185,03	208,71	157,88	PR
	N2020-07-04	131,80	165,25	189,94	219,44	162,33	PR
	N2021-07-24	128,70	168,16	201,38	234,84	166,08	PR
	N2022-07-09	128,81	163,64	192,07	213,36	161,50	PR
	N2023-07-06	126,26	162,23	185,79	213,17	158,09	PR
	Ratios de comparaison (Année image vs Normale)						
	Date_Comp	Ratio_35j	Ratio_45j	Ratio_55j	Ratio_65j	Moy_4Ratios	Variables
	C2016-07-27	0,86	0,74	0,89	0,81	0,83	PR
	C2017-07-22	1,55	1,28	1,32	1,26	1,38	PR
	C2018-07-20	0,76	0,79	0,80	0,86	0,78	PR
	C2019-07-07	0,80	0,81	0,85	1,08	0,82	PR
	C2020-07-04	0,60	0,46	0,56	0,54	0,54	PR
	C2021-07-24	0,74	0,74	0,69	0,63	0,72	PR
	C2022-07-09	1,35	1,42	1,49	1,33	1,42	PR
	C2023-07-06	1,09	0,95	0,84	0,82	0,96	PR

Tableau 3 : Cumuls d'unités thermiques maïs (UTM) en début d'été (période 2) précédant la prise d'images satellitaires en juillet de 2016 à 2023.

Comparaison par cumul de jours - Dates des images en P2 (2016-2023) vs Dates de la normale (2012-2023)							
Variables ☐ AWDR ☐ PR ☐ SDI ☒ UTM	Cumuls aux dates des images						
	Date_image_P2	Somme_35j	Somme_45j	Somme_55j	Somme_65j	Moy_4periodes	Variables
	D2016-07-27	897,81	1 105,76	1 305,70	1 554,58	1 103,09	UTM
	D2017-07-22	906,88	1 124,26	1 289,00	1 461,89	1 106,71	UTM
	D2018-07-20	885,05	1 060,89	1 294,41	1 455,08	1 080,12	UTM
	D2019-07-07	794,29	939,83	1 052,88	1 143,05	929,00	UTM
	D2020-07-04	806,65	1 038,53	1 110,02	1 189,05	985,07	UTM
	D2021-07-24	896,42	1 124,42	1 333,61	1 539,92	1 118,15	UTM
	D2022-07-09	804,22	999,70	1 190,79	1 339,49	998,24	UTM
	D2023-07-06	804,13	957,91	1 085,09	1 180,25	949,05	UTM
	Cumuls aux dates de la Normale						
	Date_normale_P2	Somme_35j	Somme_45j	Somme_55j	Somme_65j	Moy_4periodes	Variables
	N2016-07-27	922,09	1 138,39	1 329,01	1 520,57	1 129,83	UTM
	N2017-07-22	906,92	1 109,60	1 301,84	1 475,05	1 106,12	UTM
	N2018-07-20	894,01	1 093,10	1 288,06	1 452,53	1 091,72	UTM
	N2019-07-07	810,20	1 001,76	1 156,06	1 271,77	989,34	UTM
	N2020-07-04	792,12	976,42	1 114,16	1 215,18	960,90	UTM
	N2021-07-24	915,01	1 123,33	1 314,21	1 498,51	1 117,52	UTM
	N2022-07-09	824,21	1 017,43	1 179,67	1 301,22	1 007,10	UTM
	N2023-07-06	802,47	993,82	1 140,08	1 253,31	978,79	UTM
	Ratios de comparaison (Année image vs Normale)						
	Date_Comp	Ratio_35j	Ratio_45j	Ratio_55j	Ratio_65j	Moy_4Ratios	Variables
	C2016-07-27	1,13	1,13	1,17	1,28	1,15	UTM
	C2017-07-22	1,13	1,13	1,13	1,17	1,13	UTM
	C2018-07-20	1,09	1,06	1,12	1,14	1,09	UTM
	C2019-07-07	0,96	0,92	0,89	0,88	0,93	UTM
	C2020-07-04	0,90	0,95	0,86	0,82	0,90	UTM
	C2021-07-24	0,99	1,01	1,02	1,04	1,01	UTM
	C2022-07-09	0,88	0,89	0,91	0,89	0,89	UTM
	C2023-07-06	0,87	0,84	0,82	0,78	0,84	UTM

3.3 LES INDICES TOPOGRAPHIQUES

Afin de caractériser l'effet du relief naturel et du drainage de surface des terres sur les patrons spatiaux d'humidité du sol dans les champs, une série d'indices topographiques a été développée sur la base des relevés LiDAR les plus récents (Géomont, 2013). Le relevé a d'abord été traité pour générer un modèle numérique de terrain (MNT) à haute résolution (1,0 m). Les données raster du MNT ont par la suite été utilisées pour obtenir à l'échelle des champs, les parcours de l'eau, les tailles de micro-bassins hydrographiques et les dépressions. Différents indices topographiques témoignant de l'accumulation de l'eau de surface ont par la suite été évalués, pour finalement retenir :

L'indice de position topographique (TPI : *Topographic Position Index*), qui distingue les zones d'évacuation de l'eau de surface des zones d'accumulation (Figure 3a). Au moyen d'analyses de la corrélation focale entre les indices TPI et les patrons d'humidité du sol révélés par les images multispectrales (10 m de résolution), un rayon de recherche de 5 pixels (50 m) a été retenu dans la définition de l'indice de position topographique.

L'indice topographique d'humidité (TWI : *Topographic Wetness Index*), qui témoigne de la susceptibilité d'un secteur à accumuler de l'eau en considérant son aire contributive (micro-bassin) et la pente générale de cette dernière (Figure 3b).

Les différents indices topographiques, à l'instar des autres indices pertinents aux propriétés des sols et des cultures, ont été générés à l'échelle du champ après l'application d'une zone tampon (buffer) de 2 m aux limites du champ. Le but de cette procédure était d'éliminer les artefacts indésirables en bordure de champ dans la production et l'analyse des indicateurs du sol et des cultures résultant de la superposition de données spatiales.

Suivant une procédure d'analyse de corrélation, les indices TPI et TWI se sont avérés significativement corrélés. L'analyse des données révèle cependant que l'indice TPI conserve un meilleur pouvoir explicatif des patrons d'humidité du sol révélés par les images multispectrales printanières. Pour finir, l'indice TPI a donc été retenu dans la génération des classes d'indices de santé des sols.

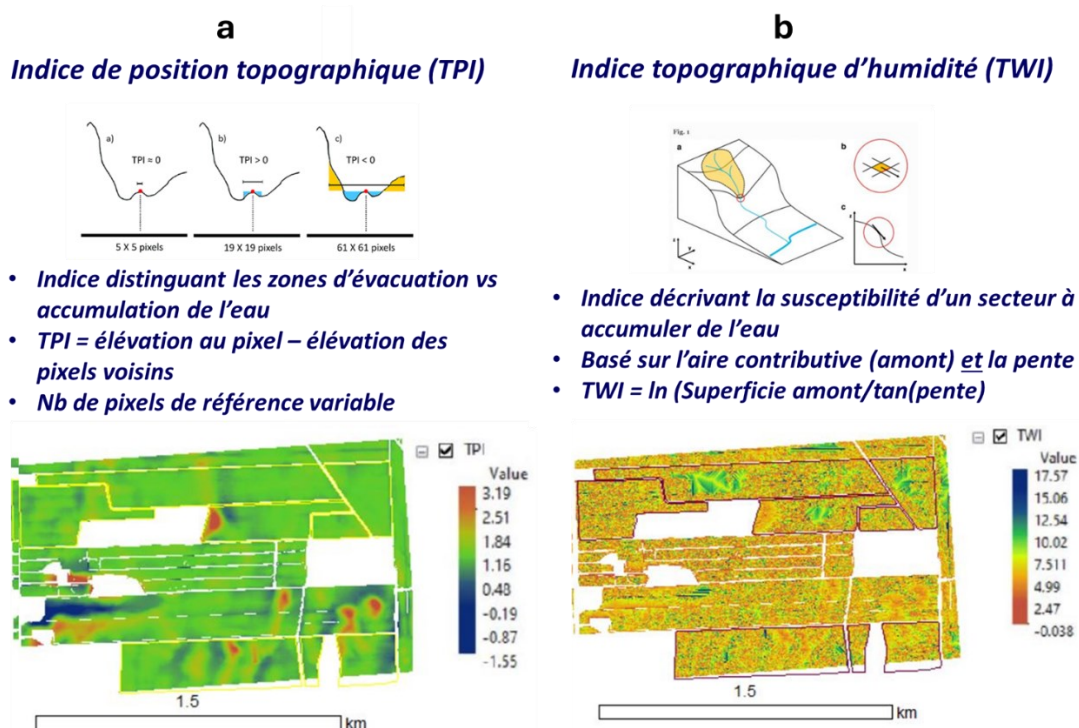


Figure 3 : Description des indices de position topographique (TPI) et des indices topographiques d'humidité (TWI) générés à partir du modèle numérique d'élévation LiDAR à une résolution de 1,0 m.

3.4 LES INDICES D'HUMIDITÉ DU SOL

Deux types de d'images satellitaires ont été valorisées dans la projection des patrons d'humidité printanière du sol. Les images multispectrales témoignent de l'humidité du sol par le biais de la réflectance des différentes composantes (bandes spectrales) de la lumière, soit le rapport entre le flux de rayonnement électromagnétique incident sur la surface et le flux réfléchi. Les bandes verte et proche infrarouge sont généralement retenues dans l'expression du taux d'humidité du sol en raison de leur propension à être absorbée par l'eau. Les images radar témoignent pour leur part des différences de polarisation des ondes électromagnétiques (orientations horizontales et verticales) émises puis renvoyées vers le radar. Cette rétrodiffusion révèle à la fois les propriétés de rugosité de surface et d'humidité du sol.

Les données de télédétection multispectrales et radar utilisées dans la projection des patrons d'humidité printanière des sols ont été obtenues à partir des missions Sentinel du programme Copernicus de l'Agence spatiale européenne (ESA) et LANDSAT-8 de la NASA. Le catalogue de données du Google Earth Engine (GEE) a été utilisé pour acquérir et traiter les données corrigées radiométriquement et géométriquement. Les procédures suivantes ont été appliquées dans la sélection des images satellitaires valorisées dans le cadre du projet :

Les données multispectrales de Sentinel-2

Pour chaque année de 2017 à 2023, une image printanière a été retenue suivant une analyse des couvertures nuageuses au moment de la capture des images par le satellite (Figure 2a). Les bandes spectrales ont été sélectionnées afin de composer l'indice NDWI. Cet indice, calculé sur la base de la différence normalisée entre les réflectances des bande verte (B3) et proche infrarouge (B8), est reconnu pour optimiser les contrastes dans le taux d'humidité du sol :

$$NDWI = \frac{V(B3) - PIR(B8)}{V(B3) + PIR(B8)}$$

L'agrégation des indices d'humidité sur plusieurs années avait pour objectif de distinguer les zones d'humidité persistantes du parcellaire en culture. Pour chaque année de culture, les indices NDWI ont été normalisés, (division de chaque valeur d'indice par l'écart-type de l'ensemble des données) pour toute la région d'étude. Cette normalisation des observations annuelles a permis la comparaison interannuelle des indices NDWI sur la base de distributions communes, et de produire un indice pluriannuel d'humidité du sol au moyen du calcul de la médiane des différentes valeurs des indices annuels normalisés pour un pixel donné (Figure 2b). Enfin, la distribution des indices pluriannuels d'humidité a été exprimée en percentiles, afin de contribuer à l'expression des indices finaux de santé des sols.

Les données radar de Sentinel-1

Compte tenu que la capture des images radar n'est pas affectée par la couverture nuageuse, il a été possible de sélectionner des dates d'acquisition d'images radar rapprochées de celles des images multispectrales retenues pour l'étude. Les images radar SENTINEL-1 expriment les différences de polarisation des ondes électromagnétiques (orientations horizontale et verticale) émises puis renvoyées au radar. Cette rétrodiffusion révèle à la fois la rugosité de surface et les propriétés d'humidité du sol. Le SSM (Surface Soil Moisture) a été calculé suivant l'équation de Wagner et al. (1999) :

$$SSM = \frac{\sigma_0 - Secref}{Humref - Secref}$$

L'estimation des indices annuels et pluriannuels a été réalisée suivant une approche similaire à celle appliquée aux données multispectrales, soit par le biais de la normalisation et de la représentation de la médiane des indices annuels normalisés (Figure 2c).

Finalement, seulement les indices multispectraux d'humidité du sol ont été retenus dans la définition des classes finales d'indices de santé des sols. Bien que les indices radar et multispectraux aient démontré une corrélation significative suivant une analyse de leur corrélation focale, ces derniers ont démontré un meilleur pouvoir explicatif de la canopée des cultures de maïs et de soya (indices NDVI) suivant une démarche de régression par apprentissage machine. La profondeur relativement faible des émissions radar (5 cm) est proposée comme explication à cette moindre performance des indices

issus du signal radar. Les phénomènes limitant le développement des cultures, tels qu'une structure du sol défavorable ou une humidité excessive, s'exprimeraient ainsi au-delà de 5 cm de profondeur.

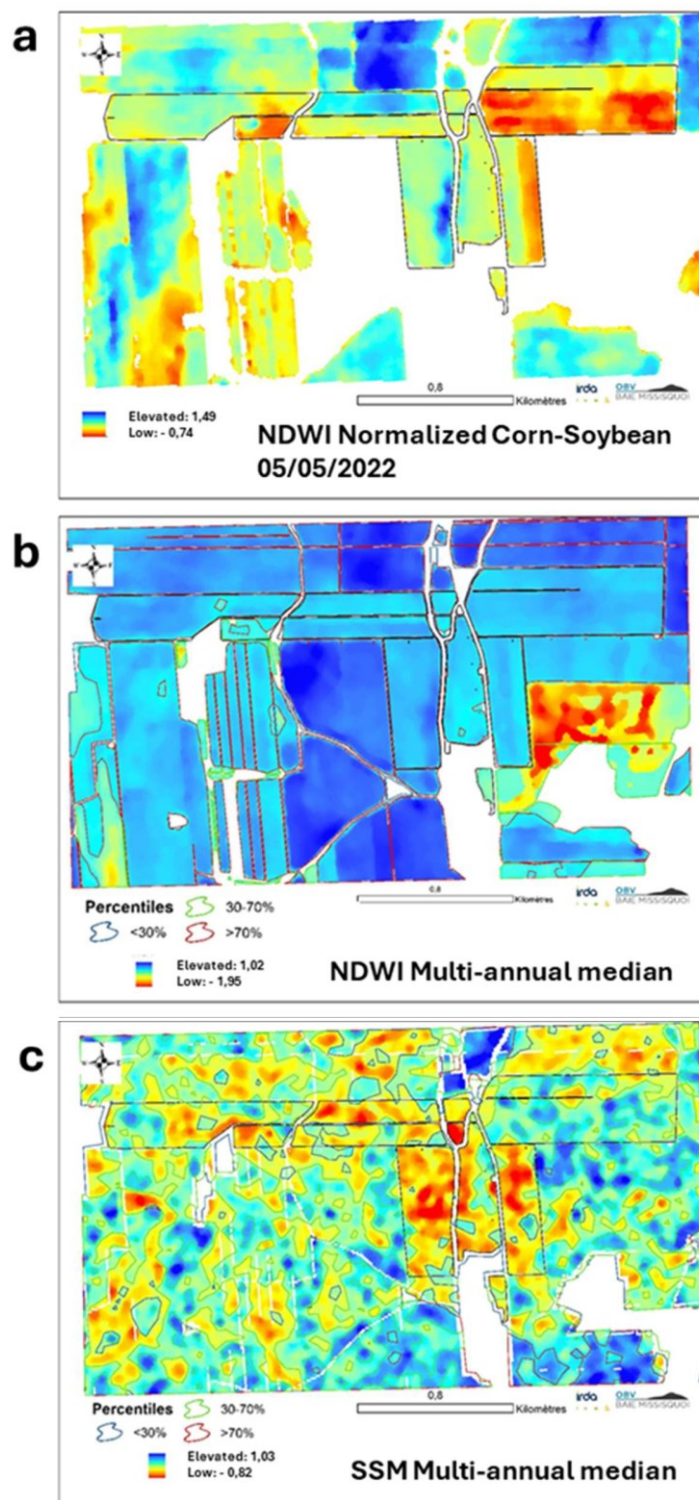


Figure 2 : Indice annuel normalisé NDWI sur 2022/05/05 (a), indice multi-annuel (6 ans) médian NDWI (b) et l'indice multi-annuel (6 ans) médian SSM (c) d'une zone de la région étudiée.

3.5 LES INDICES DE DÉVELOPPEMENT DES CULTURES

Les indices annuels et pluriannuels de développement des cultures retenus pour l'étude ont été générés par le calcul des indices NDVI (Normalized Vegetation Index) sur la base des observations multispectrales acquises en période estivale pour les années 2017 à 2023. L'indice NDVI est révélateur de la vigueur et la quantité de végétation, particulièrement en période de développement alors que la concentration en chlorophylle des feuilles est importante. Le calcul de l'indice utilise la réflectance des canaux rouge (R) et proche infrarouge (PIR) mesurées dans la bande visible par le capteur satellitaire SENTINEL-2 selon la formule suivante :

$$NDVI = \frac{(PIR - R)}{(PIR + R)}$$

Les périodes d'acquisition des images multispectrales ont été déterminées par les dates de passages du capteur satellitaire SENTINEL-2 présentant une absence de couverture nuageuse sur l'ensemble de la région à l'étude. L'acquisition de données en début juillet était ciblée alors que la canopée des cultures de maïs et de soya présente les meilleurs contrastes, révélant un patron spatial bien discriminé dans le développement des cultures. Les sept années de culture à l'étude ont ainsi pu profiter de captures d'images au cours du mois de juillet. Cependant, les images de 2017 et 2020, acquises tardivement en raison des couvertures nuageuses, ont généré des indices NDVI saturés, reflétant des couvertures végétales abondantes, qui ne permettent pas de discrimination spatiale entre les zones de champs. Aussi, ces images ont été exclues de l'analyse finale des indices de santé des sols.

De façon similaire au traitement apporté aux indices d'humidité du sol, les indices NDVI annuels ont été normalisés à l'écart-type, suivant des procédures distinctes pour le maïs grain et le soya. Cette normalisation, par classe de culture a permis de répondre à trois objectifs, soit :

- Offrir un indicateur relatif du développement de la culture de maïs ou de soya, par comparaison avec l'ensemble de ces cultures dans la région d'étude;
- Produire une distribution homogène des indices NDVI, indépendante du type de culture. Les indices normalisés des cultures de maïs et de soya, regroupés dans un même ensemble (les indices de développement des cultures) offrent ainsi une représentation du développement des canopées de maïs ou de soya, sur une base relative et continue, pour l'ensemble de la zone d'étude.
- Permettre la composition d'indices pluriannuels (médianes et percentiles), compte tenu des distributions annuelles homogènes des observations (normalisées), allouant un poids égal à chaque année considérée.

Suivant la génération des indices annuels de développement des cultures, un indice pluriannuel a été généré au moyen du calcul de la médiane des différentes années considérées. En absence d'observations pour une année donnée, en raison d'une culture autre que le maïs ou le soya, l'année a été exclue du calcul de la médiane pluriannuelle. Enfin, la distribution des indices pluriannuels de développement des cultures a été exprimée en percentiles, afin de contribuer à l'expression des indices finaux de santé des sols.

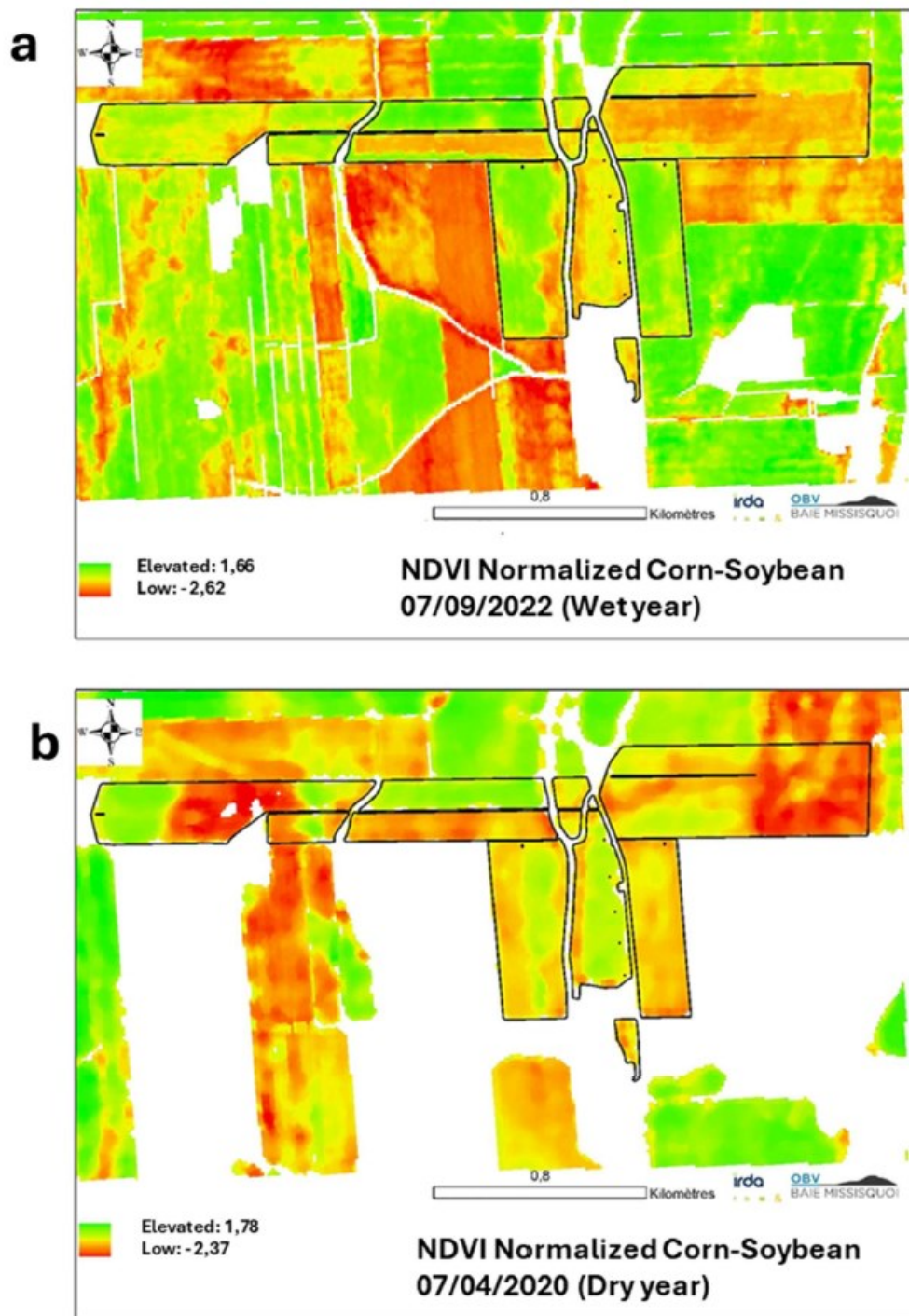


Figure 3 : NDVI normalisé d'une image datée du 09 juillet 2022 (a), associée à une année humide, et d'une image datée du 04 juillet 2020 (b), associée à une année sèche.

3.6 LES INDICES DE SANTÉ DES SOLS

La définition des indices de santé des sols a fait intervenir l'ensemble des indices pertinents aux gradients d'humidité du sol, du développement des cultures et du drainage de surface. Conceptuellement, une zone de champ présentant un faible indice de santé des sols a été associée à un secteur dont la canopée de maïs ou de soya est relativement moins abondante ou vigoureuse par rapport à l'ensemble des cultures de l'ensemble de la zone d'étude.

La première étape vers le développement d'indices de santé du sol a impliqué la sélection des variables les plus pertinentes. Les méthodes statistiques pour l'analyse et la sélection des indices d'humidité, de développement des cultures, de topographie et de propriétés du sol ont reposé sur une approche d'apprentissage automatique basée sur les données. L'élimination des caractéristiques récurrentes aléatoires de la forêt (RFRFE ; Hijmans, 2019) a été sélectionnée pour développer des modèles de régression expliquant les indices de développement des cultures par les patrons spatiaux d'humidité du sol et d'indices topographiques.

Suivant le processus de sélection, une segmentation spatiale des indices NDVI, NDWI et TPI a été obtenue par une approche d'analyse d'images basée sur les objets (OBIA). En bref, l'OBIA visait à délimiter des « objets » facilement utilisables, par la segmentation des différentes images. Les objets/images résultants sont ensuite affectés aux classes cibles, au lieu d'une approche pixel par pixel, en utilisant des stratégies de classification supervisées ou non supervisées. Dans notre étude de cas, la méthode de l'algorithme de segmentation multi-résolution (MRS) développée par Baatz et Schäpe (2000) a été utilisée pour créer les objets à partir des valeurs standardisées des indices NDVI, NDWI et TPI.

Un autre aspect particulier de la méthode utilisée est que la classification OBIA a été appliquée aux valeurs en percentiles (<30, 30-70%, > 70%) des médianes des valeurs annuelles standardisées des indices, au lieu d'effectuer la classification sur les intensités de pixels. Conceptuellement, un indice de développement des cultures pluriannuel (NDVI normalisé) inférieur à la valeur du percentile de 30 % (par rapport à la population générale des mêmes cultures de la zone d'étude) est représentatif d'un développement persistant et déficient des cultures. D'autre part, la classe de percentile supérieure à 70 % définit les zones de sol associées à la productivité la plus élevée. Enfin, la fourchette des percentiles entre 30 et 70 % établit des zones de productivité intermédiaires. Les indices normalisés d'humidité du sol sur plusieurs années (NDWI) et de drainage de surface (TPI) ont été traités selon la même procédure que pour les indices NDVI, générant trois classes définies par les percentiles de référence de 30 et 70 %.

Le tableau 3 résume la distribution par unité de surface des sept classes d'indices de santé des sols retenus suivant le regroupement des 27 combinaisons des indices de Développement des cultures (n=3) x Humidité du sol (n=3) x Topographie (n=3). Au global, 49,871 ha ont été caractérisés par un indice de santé des sols dans la zone d'étude, correspondant au territoire en culture de maïs et/ou de soya au cours de la période 2017-2023.

Les percentiles de l'indice NDVI pluriannuel normalisé définissent la classe de l'indice de santé des sols suivant les classes Faible (<30%), Moyen (30-70%) et Élevé (>70%). Au total, un faible indice de santé des sols a été attribué à 14,129 ha en culture, soit 28,3 % de la superficie des champs caractérisés dans le bassin versant. Les indices faibles de santé des sols ont été distribués en cinq classes distinctes selon leur superposition spatiale aux indices d'humidité du sol et de position topographique :

Les indices de faible développement des cultures, associé aux sols humides et localisés en position basse du relief (classe no.1) sont associés à 2820 ha (5,7% de la zone d'étude). Dans ces zones, le drainage de surface a vraisemblablement un effet négatif et persistant sur le développement des cultures de maïs et/ou de soya. La zone présente en effet de façon persistante un développement peu vigoureux des cultures, sur un sol qui demeure relativement plus humide et dont la topographie du champ favorise l'accumulation d'eau. L'humidité persistante du sol a fort probablement contribué à la dégradation de sa structure et à sa compaction, compte tenu du travail du sol et de la circulation plus souvent réalisés dans des conditions humides et défavorables. La validation d'un diagnostic de compaction ou de structure du sol dégradée sur le terrain par l'étude du profil de sol, devrait s'accompagner d'une évaluation de l'aménagement du drainage de surface. L'étude du parcours de l'eau, des superficies des micro-bassins et de l'occurrence de dépressions devrait s'avérer utile dans le diagnostic et la planification des corrections à apporter au drainage de surface. Les documents rédigés par Asselin et

Savoie (1997) et Savoie (2009, 2017) proposent un ensemble de recommandations pertinentes à la réalisation de référence sur l'aménagement du drainage de surface.

Tableau 4 : Classification des indices de santé des sols suivant la superposition des indices de développement des cultures, d'humidité du sol et de position topographique.

Indices de santé des sols		Indice de développement des cultures ¹	Indice d'humidité ¹	Indice de position topographique ¹	Superficie	Distribution ²
No. Classe	Classification	(Faible, Moyen, Élevé)	(Humide, Moyen, Sec)	(Basse, Moyenne, Élevée)	(ha)	(%)
Indices faibles						
1	FAIBLE, HUMIDE, POSITION BASSE	NDVI - 2 (Faible)	NDWI - 4 (Humide)	TPI-2 Basse, Accumulation	2 820	5,65%
2	FAIBLE, HUMIDE, POSITION MOYENNE À HAUTE	NDVI - 2 (Faible)	NDWI - 4 (Humide)	TPI 3-4 Haute/Moyenne	8 646	17,34%
3	FAIBLE, SEC, POSITION HAUTE	NDVI - 2 (Faible)	NDWI - 2 (Sec)	TPI-4 Haute, Élévation	68	0,14%
4	FAIBLE, SEC, POSITION BASSE À MOYENNE	NDVI - 2 (Faible)	NDWI - 2 (Sec)	TPI-2-3	180	0,36%
5	FAIBLE, HUMIDITÉ MOYENNE	NDVI - 2 (Faible)	NDWI - 3 (Moyen)	TPI 2-3-4	2 415	4,84%
Indices moyens						
6	MOYEN	NDVI-3 (Moyen)	Tous NDWI 2-3-4	Tous TPI 2-3-4	19 810	39,72%
Indices élevés						
7	ÉLEVÉ	NDVI - 4 (Élevé)	Tous NDWI 2-3-4	Tous TPI 2-3-4	15 933	31,95%

¹ Les classes sont définies suivant les intervalles de percentiles inférieurs ou égaux à 30%, de 30 à 70% et supérieurs à 70%.

² Le pourcentage est exprimé par rapport à l'ensemble de la superficie analysée, comportant des cultures de maïs ou de soya durant les années 2017 à 2023 inclusivement.

Les indices de faible développement de cultures, associé aux sols humides et localisés en position moyenne et haute du relief (classe no.2) sont associés à 8,646 ha (17,34% de la zone d'étude). Pour ces zones, une condition physique défavorable du sol est suggérée par l'occurrence d'une humidité persistante, associée à un faible développement des cultures de maïs et de soya. Cependant, le drainage de surface n'explique pas, a priori, la problématique, compte tenu que ces zones sont situées en amont (position moyenne ou haute) des zones d'accumulation d'eau de surface (position basse). La dégradation de la condition physique du sol pourrait dès lors être liée à des pratiques préjudiciables de gestion du champ, associées (ou non) à un drainage souterrain déficient. Le travail du sol ou la circulation de poids lourds (épandage et récolte) en conditions d'humidité du sol élevée constituent en effet des facteurs de risques importants. Il est aussi fort probable que les superficies qui ne profitent pas de drainage souterrain, ou dont le drainage est peu efficace, se retrouvent dans cette catégorie.

Les indices de faible développement des cultures, associé aux sols secs (classes 3 et 4) sont associés à 247 ha (0,50% de la zone d'étude). Ces zones de faible développement persistant des cultures sont associées aux zones de sol les plus sèches de la zone d'étude. Le déficit hydrique pourrait être le facteur déterminant du faible développement des cultures. Une texture sablonneuse du sol, un faible taux de matière organique et le travail excessif du sol sont autant de facteurs à considérer dans la validation du diagnostic de ces zones de champ.

Les indices de faible développement des cultures, qui ne sont pas associées aux zones de sol excessivement humides ou sèches (classe 5) sont associés à 2,415 ha (4,8% de la zone d'étude). Une humidité persistante du sol ou un déficit hydrique

n'explique pas, a priori, le faible développement de la culture. Bien qu'une structure défavorable du sol ne soit pas exclue, plusieurs facteurs peuvent contribuer à un développement déficient de ces cultures, dont par exemple le pH du sol et sa fertilité, ou un enjeu de phytoprotection. L'examen des plans de fertilisation et des rapports d'analyse de sols constitue une première étape utile au diagnostic de ces zones. Aussi, il a été noté que les indices de végétation colligés pour la zone d'étude témoignaient des effets de l'exposition solaire des champs. Les bordures de champs localisés du côté Nord des boisés de ferme, témoignent en effet d'indices de végétation plus faibles en lien avec un déficit d'ensoleillement.

Les indices moyens de développement des cultures, (classe 6) sont associés à 19,810 ha (39,7% de la zone d'étude). A priori, ces zones ne sont pas affectées par une problématique de condition physique du sol ou de drainage de surface associée à un développement déficient des cultures. L'indice normalisé pluriannuel NDVI situé entre les percentiles 30 et 70% témoignent d'une productivité moyenne de ces zones en culture de maïs ou de soya. Bien qu'associées à une productivité moyenne, il n'est pas exclu qu'une amélioration de la condition physique du sol de cette zone puisse contribuer à un meilleur rendement. La persistance d'un taux élevé d'humidité (classe d'humidité du sol 4) serait un indicateur du potentiel d'amélioration de la productivité de ces zones par des pratiques culturales améliorantes de la condition physique du sol.

Les indices élevés de développement des cultures et de santé des sols (classe 7) sont associés à 15,933 ha (32,0% de la zone d'étude). Cet indice témoigne des zones les plus productives du bassin versant. L'indice normalisé pluriannuel NDVI de ces zones au-dessus du percentile 70% délimite le tiers supérieur des champs du bassin versant qui soutiennent le meilleur développement des cultures de maïs et de soya. A priori, ces champs ne sont pas affectés par une problématique de condition physique défavorable ou un drainage déficient, susceptible d'affecter le développement des cultures. Ces zones d'indice élevé de santé du sol présentent un intérêt certain à titre de balise, au champ, dans le diagnostic des zones de sol présentant de plus faibles indices. L'identification de contrastes dans les propriétés des profils de sol, tel que les indications du drainage interne (marbrures et gley) ou de la structure, peut par exemple contribuer à expliquer la persistance des zones de faible développement des cultures.

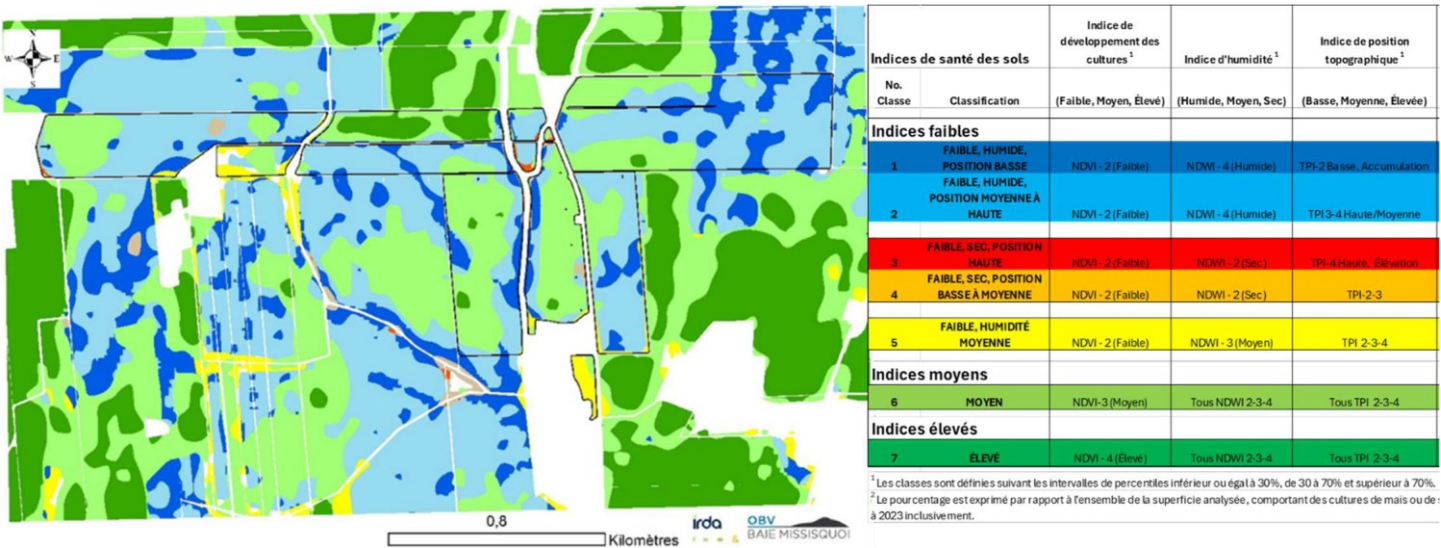


Figure 4 : Projection des indices de santé du sol selon la superposition des indices de développement des cultures, d'humidité du sol et de position topographique.

3.7 VALIDATION DES INDICES DE DÉVELOPPEMENT DES CULTURES

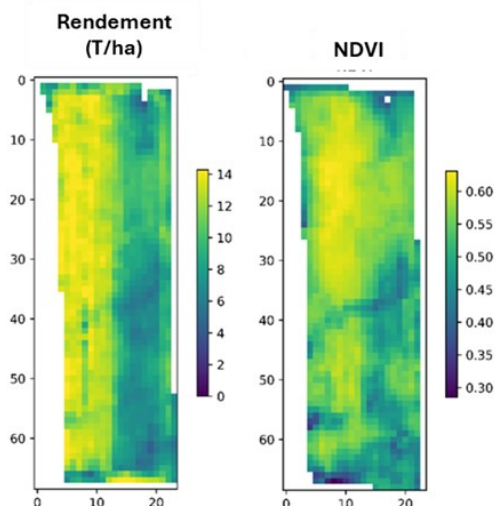
Un volet d'étude intégrant des bases de données géolocalisées de rendement de maïs grain a été réalisé en marge de l'analyse des propriétés des sols et des cultures au moyen de données satellitaires. Ce volet d'étude avait comme principal objectif de valider les indices de développement des cultures générés dans le cadre du projet. Compte tenu que ceux-ci étaient retenus comme facteur déterminant de l'indice de santé des sols, il importait de valider le pouvoir prédictif de cet indicateur pour la région et la période d'étude.

L'approche retenue consistait à comparer, sur le plan spatial, les indices NDVI avec les rendements géolocalisés du rendement de maïs grain. L'hypothèse à vérifier était que l'indice NDVI, témoignant de l'abondance et de la vigueur du développement de la culture du maïs grain en début d'été (autour du stade de 4 feuilles), est un bon indicateur du rendement à la récolte du grain. Quatre entreprises agricoles localisées dans la zone d'étude ont contribué de leurs données de rendements géolocalisés sur 49 champs cultivés en 2022 ou 2023, générant une base de données sur 1,015 ha. Le pouvoir prédictif de l'indice NDVI du rendement de fin de saison a été évalué suivant une méthode de régression linéaire simple. Le tableau 4 résume les résultats des exercices de régression réalisés sur les champs individuels. Dans l'ensemble, les coefficients de détermination (R^2) du modèle pour les champs individuels sont satisfaisants, avec une moyenne de R^2 de 0,74 ($n = 49$). Ce résultat implique que l'indice NDVI explique, en moyenne, 74% de la variabilité spatiale du rendement de maïs grain capté en fin de saison. Les ajustements les moins performants des modèles ont été obtenus auprès de champs de l'entreprise « A », sur lesquels étaient réalisés des essais de fertilisation en micro-parcelles. Il est estimé que la résolution spatiale des indices NDVI (10 m de résolution) ne permettait pas d'exprimer les effets de traitements appliqués à une échelle spatiale plus fine. Pour la plupart des autres champs à l'étude, les coefficients R^2 se situent dans la fourchette des valeurs entre 75 et 94%. Ces résultats se comparent avantageusement aux résultats rapportés en Amérique du Nord et ailleurs dans le monde (Oliveira et al. 2022; Khalil et Abdullaev, 2021; Michaud et al., 2003; Guo et al, 2022; Tucker, 1979). Il est conclu que les indices NDVI colligés dans le cadre de la présente étude expriment de façon satisfaisante le rendement potentiel des cultures de maïs. Ce pouvoir explicatif de la productivité des cultures valide le choix des indices de végétation NDVI comme principal indicateur de la santé des sols dans le cadre de la présente étude.

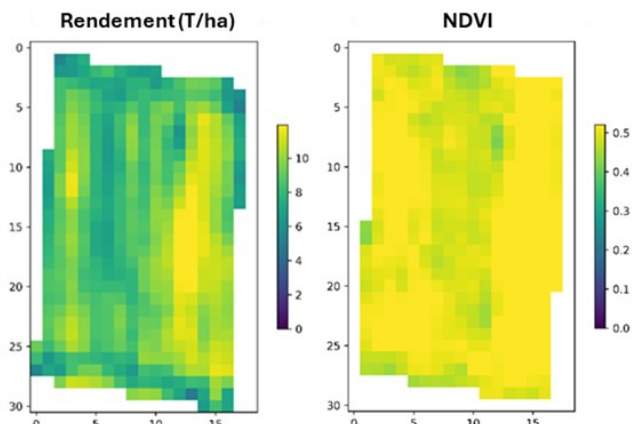
Tableau 5 : Paramètres et ajustement (R^2) des modèles de régression linéaire expliquant le rendement du maïs grain par l'indice de développement des cultures (NDVI) pour les années de référence 2022 et 2023.

Entreprise	No. Parcelle	Année	R^2	Pente	Intercept
A	4	2022	0,23	0,02	0,13
A	6	2022	0,66	0,04	0,11
A	10	2022	0,66	0,04	0,05
A	2	2023	0,30	0,21	0,56
A	5	2023	0,55	0,23	0,11
A	6	2023	0,50	0,24	0,46
B	0	2022	0,82	0,12	0,06
B	1	2022	0,69	0,04	0,02
B	3	2022	0,68	0,03	0,09
B	7	2022	0,70	0,08	0,07
B	9	2022	0,58	0,12	0,01
B	11	2022	0,75	0,07	0,08
B	1	2023	0,85	0,05	0,04
B	2	2023	0,72	0,04	0,07
B	4	2023	0,70	0,06	0,10
B	5	2023	0,84	0,05	0,04
B	7	2023	0,66	0,10	0,06
B	9	2023	0,64	0,05	0,12
B	13	2023	0,48	0,04	0,23
B	14	2023	0,59	0,06	0,09
C	8	2022	0,81	0,31	0,32
C	9	2022	0,79	0,30	0,30
C	12	2022	0,82	0,28	0,31
C	0	2023	0,70	0,05	0,07
D	1	2022	0,74	0,03	0,13
D	2	2022	0,79	0,04	0,05
D	7	2022	0,79	0,04	0,01
D	10	2022	0,74	0,04	0,02
D	11	2022	0,77	0,05	0,01
D	12	2022	0,59	0,04	0,01
D	15	2022	0,86	0,04	0,03
D	17	2022	0,90	0,04	0,03
D	0	2023	0,93	0,02	0,01
D	2	2023	0,69	0,02	0,06
D	3	2023	0,94	0,04	0,01
D	4	2023	0,72	0,04	0,14
D	5	2023	0,92	0,04	0,02
D	6	2023	0,94	0,05	0,03
D	7	2023	0,84	0,05	0,03
D	8	2023	0,81	0,06	0,05
D	10	2023	0,91	0,04	0,03
D	11	2023	0,89	0,04	0,01
D	12	2023	0,88	0,04	0,01
D	13	2023	0,20	0,07	0,03
D	14	2023	0,93	0,04	0,00
D	15	2023	0,94	0,04	0,02
D	19	2023	0,94	0,04	0,01
D	21	2023	0,93	0,04	0,02
D	23	2023	0,89	0,04	0,04

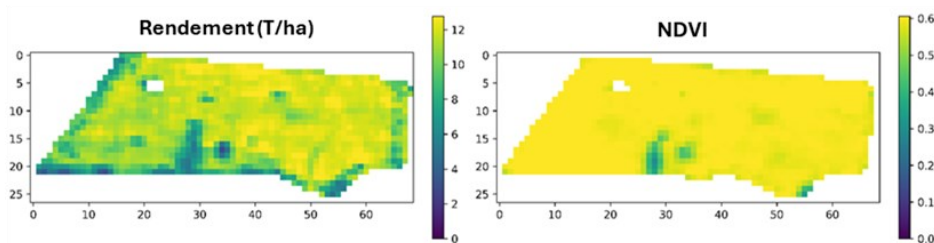
Entreprise « A », Parcelle no. 6, 2022
 $R^2=0,66$; Pente=0,04; Intercept=0,11



Entreprise « C », Parcelle no. 0, 2023
 $R^2=0,84$; Pente=0,04; Intercept=0,05



Entreprise « B », Parcelle no. 5, 2023
 $R^2=0,84$; Pente=0,04; Intercept=0,05



Entreprise « D », Parcelle no. 4, 2023
 $R^2=0,72$; Pente=0,04; Intercept=0,14

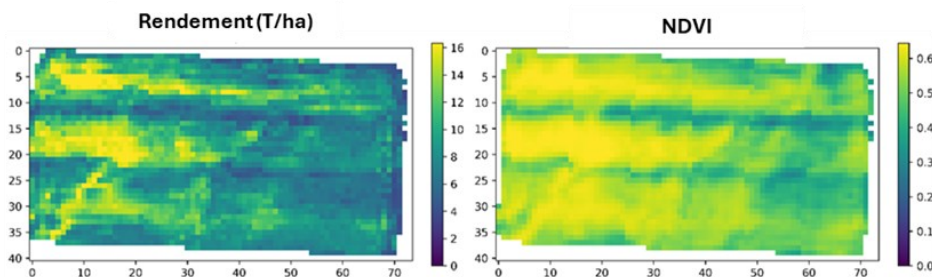


Figure 5 : Projections des rendements de maïs grain et des indices de développement des cultures (NDVI) en 2022 ou 2023 pour quatre champs d'entreprises agricoles participantes au réseau d'étude.

4 DÉVELOPPEMENT COLLABORATIF

La réalisation de ce projet s'est appuyée sur l'intégration d'approches relativement récentes dans le domaine de la télédétection appliquée à l'agriculture, dont le recours à l'approche « orientée objet » dans la représentation des relations spatiales, de même qu'aux techniques d'apprentissage machine dans leur analyse statistique. Le partage de ces informations s'inscrit dans la perspective de contribuer au développement d'expertise et de la collaboration scientifique dans ce domaine particulier de la recherche.

L'information pertinente au développement du présent atlas, incluant le code source et la documentation pertinente sont disponibles sur un site électronique de développement collaboratif *GitHub* : <https://github.com/IRDA/ODiT-SSol>. Le téléchargement et la contribution au développement de l'application « OdiT-SSol » est encouragée, sans limitation, suivant les modalités d'une licence LiLIQ-R (Forge gouvernementale), de même que son éventuel lien ou intégration en tout ou en partie avec d'autres plateformes et logiciels.

5 RÉFÉRENCES

- Asselin, R. et V. Savoie. 1995. Drainage de surface. Feuillet technique. Commission de génie rural, CPVQ Inc. 6 pages.
<https://www.agrireseau.net/agroenvironnement/documents/02-9512.pdf>
- Baatz, M. and A. Schäpe. 2000 Multiresolution Segmentation an optimization approach for high quality multi scale image segmentation. In Strobl/ Blaschke Griesebner (eds Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII, Wichmann Verlag, Heidelberg, 12-23.
<https://www.scrip.org/reference/referencespapers?referenceid=1875442>
- Beven, K.J., Kirkby, M.J. (1979): A physically-based variable contributing area model of basin hydrology. Hydrology Science Bulletin 24(1), p.43-69.
<https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/02626667909491834>
- ESA COPERNICUS. 2023. On-line.
<https://dataspace.copernicus.eu/explore-data/data-collections/sentinel-data/sentinel-2>
- Gao, Bo-Cai (1996). "NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space" (PDF). Remote Sensing of Environment. 58 (3): 257–266. doi:10.1016/S0034-4257(96)00067-3
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425796000673>
- Géomont, 2013. On-line.
<https://open.canada.ca/data/en/dataset/0fe65119-e96e-4a57-8bfe-9d9245fba06b>
- Guo, Y.; Chen, S.; Li, X., Cunha, M.; Jayavelu, S.; Cammarano, D. et Y. Fu. 2022. Machine Learning-Based Approaches for Predicting SPAD Values of Maize Using Multi-Spectral Images. Remote Sens. 2022, 14, 1337.
<https://doi.org/10.3390/rs14061337>
- Hijmans, R.J., 2019. Statistical modeling. In: Hijmans, R.J. and J. Chamberlin. Regional Agronomy: a practical handbook. CIMMYT. <https://reagro.org/tools/statistical/>
- Khalil, Z.H. and S.M. Abdullaev. 2021. Neural network for grain yield predicting based multispectral satellite imagery: comparative study. Procedia Computer Science. Volume 186. Pages 269-278
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.04.146>
- Michaud, A.R., Landry, I., Desmarais, C. et C. Savoie. 2003. « Structures et relations spatiales entre les images aériennes multispectrales, les propriétés du sol et les rendements de grandes cultures dans la région des Bois-Francis ». Journal canadien de télédétection. Vol. 29, no. 1. 66-74 p.
<https://irda.qc.ca/fr/publications/?p=5&r=1781>
- Michaud, A., Deslandes, J., Gagné, G., Grenon, L. et Vézina, K 2009. « Gestion raisonnée et intégrée des sols et de l'eau (GRISE) ». 87 p. <https://irda.qc.ca/media/1lidhxmgi/irda-gestionsolseaugrise-rapport-avril2008.pdf>
- Michaud, A., Ruyet, F. et Beaudin, I 2009b. « Évaluation des outils de gestion agroenvironnementale à l'échelle du bassin versant dans un cadre opérationnel de service-conseil à la ferme - Dans le cadre du projet Lisière verte ». 63 p. <https://irda.qc.ca/media/fecnhnrj/irda-gestionenvironnementalebassinprojetlisiereverte-rapport-septembre2009.pdf>
- Oliveira, M.F.; Ortiz, B.V.; Morata, G.T.; Jiménez, A.-F.; De Souza Rolim, G. et Da Silva, R.P.2022. Training Machine Learning Algorithms Using Remote Sensing and Topographic Indices for Corn Yield Prediction. Remote Sens. 2022, 14, 6171. <https://doi.org/10.3390/rs14236171>. <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/23/6171>

Rajasheker R., E. Pullanagari, G.Kereszturi and I. Yule. 2018. Integrating Airborne Hyperspectral, Topographic, and Soil Data for Estimating Pasture Quality Using Recursive Feature Elimination with Random Forest Regression. Remote Sens. 2018, 10, 1117

www.mdpi.com/journal/remotesensing

Savoie, V. 2009. Le drainage de surface. Formation pour OAQ, Session 2009-2010. 37 pages.

<https://www.agrireseau.net/agroenvironnement/documents/drainageformation2009-2010.pdf>

Savoie, V. 2017. Améliorer le réseau hydraulique, le nivellement et le drainage souterrain d'un champ : des solutions au mauvais rendement. Direction de la formation continue, ITA Québec - Campus Saint-Hyacinthe. 56 pages.

https://www.mapaq.gouv.qc.ca/SiteCollectionDocuments/Regions/CentreduQuebec/Agroenvironnement/Drainagedusol/formationdrainagesurface_Partie1.pdf

Sylvain, J-D, A.R. Michaud, M.C. Nolin et G.B. Béné. 2012. A novel spectro-temporal approach for predicting soil physical properties. Digital Soil Assessments and Beyond. Minasy, Malone et McBratney (eds) Taylor and Francis Group, London, ISBN 978-0-415-62155-7. Pp. 381-386.

https://irda.blob.core.windows.net/media/5726/michaud-et-al-2012-a_novel_spectro-temporal_approach_for_predicting_soil_physical_properties.pdf

Tucker, c.J. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote Sens. Environ., 8 (1979), pp. 127-150

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0034425779900130>

Wagner, W., Lemoine , G., Borgeaud , M. and Rott , H., 1999. A study of vegetation cover effects on ERS scatterometer data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 37(2), pp.938 948.

https://unl.primo.exlibrisgroup.com/discovery/fulldisplay/cdi_jndi_porta_oai_ndlsearch_ndl_go_jp_R100000136_I1360574096514865408/01UON_LINC:UNL

Zimmermann N. Zimmermann´s Topographic Position Index(TPI). 2000. On-line:

<https://www.wsl.ch/staff/niklaus.zimmermann/progs.html>