

Méthode de monitoring des zones inondées par les barrages de castor sur base de données Sentinel-2 et du modèle numérique de terrain LiDAR

Auteur : Hauptmann, Sébastien

Promoteur(s) : Dufrêne, Marc; 24109

Faculté : Gembloux Agro-Bio Tech (GxABT)

Diplôme : Master en bioingénieur : gestion des forêts et des espaces naturels, à finalité spécialisée

Année académique : 2023-2024

URI/URL : <http://hdl.handle.net/2268.2/20208>

Avertissement à l'attention des usagers :

Tous les documents placés en accès ouvert sur le site le site MatheO sont protégés par le droit d'auteur. Conformément aux principes énoncés par la "Budapest Open Access Initiative"(BOAI, 2002), l'utilisateur du site peut lire, télécharger, copier, transmettre, imprimer, chercher ou faire un lien vers le texte intégral de ces documents, les disséquer pour les indexer, s'en servir de données pour un logiciel, ou s'en servir à toute autre fin légale (ou prévue par la réglementation relative au droit d'auteur). Toute utilisation du document à des fins commerciales est strictement interdite.

Par ailleurs, l'utilisateur s'engage à respecter les droits moraux de l'auteur, principalement le droit à l'intégrité de l'oeuvre et le droit de paternité et ce dans toute utilisation que l'utilisateur entreprend. Ainsi, à titre d'exemple, lorsqu'il reproduira un document par extrait ou dans son intégralité, l'utilisateur citera de manière complète les sources telles que mentionnées ci-dessus. Toute utilisation non explicitement autorisée ci-avant (telle que par exemple, la modification du document ou son résumé) nécessite l'autorisation préalable et expresse des auteurs ou de leurs ayants droit.

Méthode de monitoring des zones inondées par les barrages de castor sur base de données Sentinel-2 et du modèle numérique de terrain LiDAR

SÉBASTIEN HAUPTMANN

**TRAVAIL DE FIN D'ÉTUDES PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE
MASTER BIOINGÉNIEUR EN GESTION DES FORÊTS ET DES ESPACES NATURELS**

ANNÉE ACADÉMIQUE 2023-2024

(CO)-PROMOTEUR(S) : PR. MARC DUFRÊNE ET DR. JULIEN RADOUX

"Toute reproduction du présent document, par quelque procédé que ce soit, ne peut être réalisée qu'avec l'autorisation de l'auteur et de l'autorité académique³ de Gembloux Agro-Bio Tech".

"Le présent document n'engage que son auteur".

Méthode de monitoring des zones inondées par les barrages de castor sur base de données Sentinel-2 et du modèle numérique de terrain LiDAR

SÉBASTIEN HAUPTMANN

**TRAVAIL DE FIN D'ÉTUDES PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE
MASTER BIOINGÉNIEUR EN GESTION DES FORÊTS ET DES ESPACES NATURELS**

ANNÉE ACADÉMIQUE 2023-2024

(CO)-PROMOTEUR(S) : PR. DUFRÊNE MARC ET DR. RADOUX JULIEN

Résumé

Plus de trois décennies après le retour du castor européen (*Castor fiber*) sur le territoire wallon, la dynamique démographique de cette espèce continue à rester favorable avec une population actuellement estimée à plus de 3000 individus. En tant qu'ingénieur allogénique de l'écosystème, la castor modifie activement son environnement. Une des structures physiques typiquement liée à l'installation du castor est la construction d'un barrage accompagnée par l'apparition d'un plan d'eau. Cette étendue lui permet de faciliter ses déplacements grâce à une profondeur suffisante et augmente sa protection contre les prédateurs. L'étude se concentre sur la dynamique temporelle et spatiale de ces milieux aquatiques au sein de réserves naturelles du territoire wallon. Dans ce cadre, il est choisi de travailler avec des données Sentinel-2 (10m) qui présentent une courte fréquence de revisite et avec l'appui du modèle numérique de terrain (1m). Un modèle de démixage linéaire est appliqué sur les images Sentinel-2 et permet de trouver les proportions d'eau au sein de chaque pixel. Le rééchantillonnage du modèle numérique de terrain à la même résolution que les images satellites (10m) permet de construire un modèle de régression et de trouver l'altitude de l'eau optimale pour chaque image. La validation est opérée à l'aide des orthophotos de deux années en mesurant les distances entre le plan d'eau visible et ceux obtenus par les approches développées. En moyenne, les résultats révèlent des étendues de plans d'eau plus vastes que celles capturées sur les orthophotos, en raison de la présence de végétation. Malgré l'influence du contexte topographique et de la végétation sur l'efficacité de l'approche de régression, la capacité du modèle à saisir la dynamique de ces milieux reste notablement robuste.

Mots-clés : Sentinel-2, DEM, MESMA, Castor, Plan d'eau, Dynamique

Abstract

More than three decades after the return of the European beaver (*Castor fiber*) to Wallonia, the demographic dynamic of this species continues to remain favourable, with a population currently estimated at more than 3000 individuals. As an allogenic engineer of the ecosystem, the beaver actively modifies its environment. One of the physical structures typically associated with beaver settlement is the construction of a dam accompanied by the appearance of a water body. This expanse allows the beaver to move around more easily thanks to sufficient water depth and increases its protection against predators. The study focuses on the temporal and spatial dynamics of these aquatic environments in Walloon nature reserves. Sentinel-2 data (10m) with a short revisit frequency will be used in conjunction with the digital elevation model (1m). A linear unmixing model was applied to the Sentinel-2 images to find the proportions of water within each pixel. Resampling the digital terrain model to the same resolution as the satellite images (10m) enables a regression model to be built and the optimum water level to be found for each image. The model is validated using two years' worth of orthophotos, by measuring the distances between the visible water bodies and those obtained using the approaches developed. On average, the results reveal larger water bodies than those captured on the orthophotos, due to the presence of vegetation. Despite the influence of topography and vegetation on the effectiveness of the regression approach, the model's ability to capture the dynamics of these environments remains remarkably robust.

Keywords : Sentinel-2, DEM, MESMA, Beaver, Water body , Dynamic

Remerciements

Cet ultime travail dans le cadre académique n'aurait pas été possible sans l'aide et le soutien de nombreuses personnes, cette partie leur est chaleureusement dédiée. Je souhaite tout d'abord remercier mon premier co-promoteur M. Dufrêne d'avoir accepté de faire partie de ce projet. Un tout grand merci au Dr. Julien Radoux de m'avoir permis d'étudier ce sujet très intéressant. Votre grande disponibilité et réactivité ainsi que vos très nombreux conseils m'ont apporté une aide très précieuse tout au long de ce travail de longue haleine. Ce fût un réel plaisir de travailler avec vous et j'espère que de nombreuses autres collaborations entre Gembloux Agro-Bio Tech et l'UCLouvain verront le jour dans le futur. Merci également au Pr. Lejeune pour ces conseils avisés et sa disponibilité. Un immense merci à Jean-Yves Paquet de m'avoir proposé ce sujet de mémoire.

À l'université Gembloux Agro-Bio Tech, je tiens à exprimer ma profonde gratitude pour les opportunités d'apprentissage et de croissance que vous m'avez offertes. Merci pour votre engagement envers l'excellence académique et votre soutien tout au long de mon parcours. À tous mes ami.e.s, je suis immensément reconnaissant pour chaque instant passé à vos côtés pendant ces années d'études. Votre soutien et votre présence ont été essentiels à ma réussite. Merci pour votre amitié précieuse et les souvenirs inoubliables que nous avons créés ensemble tout au long de l'année.

À mon grand-père, ta passion pour la nature continue de vivre en moi. Merci de m'avoir transmis cet amour profond pour les merveilles du monde naturel. Tu restes à jamais dans mon cœur et dans chaque pas que je fais dans ce monde rempli de trésors à explorer.

À ma merveilleuse famille, spécialement Maman, Papa, Alice, Charlotte, Thibaud, votre soutien et vos encouragements ont été essentiels pour moi tout au long de ce voyage académique. En tant que votre dernier enfant à atteindre ce jalon, je sais que ce mémoire marque la fin d'une ère pour nous tous. Merci pour votre amour et votre compréhension dans les bons comme dans les moments plus difficiles. Je vous dédie ce mémoire avec tout mon amour.

Enfin, à Alexandre, ta présence à mes côtés a été une source inestimable de réconfort et de motivation. Je me souviendrai longtemps de nos sessions acharnées de travail sur ce fameux mémoire. Merci pour ton soutien et ton amour inconditionnel, tu es le soleil qui guide mes pas à chaque instant.

Table des matières

Table des figures	iii
Liste des tableaux	v
Nomenclature	viii
1 Introduction	1
1.1 Contexte européen	1
1.2 Dynamique du castor en Belgique	1
1.3 Le barrage	2
1.4 Le terrier, la hutte et le canal	4
2 Etat de l'art	5
2.1 Méthodes de suivi du castor et de ses impacts	5
2.2 Suivi des plans d'eau par télédétection	7
2.2.1 Indices "eau"	7
2.2.2 Deep learning et Machine learning	8
2.3 Modélisation d'inondations	10
2.4 Méthodes sous-pixels	11
3 Objectifs et question de recherche	14
4 Matériels et Méthodes	15
4.1 Zone d'étude	15
4.2 Acquisition des données Sentinel-2	16
4.3 Modèle numérique de terrain	18
4.4 Application de la "Point spread function"	20
4.5 MESMA	23
4.6 Test préalable sur la barrage hydroélectrique de Coe	27
4.7 Calibration du modèle sur des plans d'eau de castor	28
4.8 Validation du modèle sur des plans d'eau de castor	31
5 Résultats	35
5.1 Calibration sur le barrage de Coe	35
5.2 Calibration sur des plans d'eau liés à l'activité du castor européen	42
5.2.1 Paramètres liés au modèle MESMA et à la régression linéaire	42
5.2.2 Distances de validation	47
5.3 Surfaces et profondeurs des plans d'eau	51

5.4	Présentation de cas d'étude	52
6	Discussion	62
6.1	Barrage de Coo	62
6.2	Modèle MESMA	64
6.2.1	Construction manuelle des spectres	64
6.2.2	Variation saisonnières des performances de la MESMA	65
6.2.3	Ajustement du modèle de régression MESMA-DEM	66
6.3	Rôle majeur de la végétation	68
6.4	Sentinel-2, Ortho ou DEM, quel est le plus fiable ?	70
6.5	Conditions nécessaires à l'application du modèle	71
6.6	Dynamique générale d'évolution des plans d'eau	72
6.7	Réflexion sur les habitats	74
7	Perspectives	75
8	Conclusion	78
	Bibliographie	79
9	Annexes	93
A	Test préalable sur le barrage de Coo	93
B	Calibration du modèle sur les plans d'eau de castor	97
B.1	Rechterbach	97
B.2	Emmels	101
B.3	Lasne	106
B.4	Bec du Feyi	111
B.5	Glain	116
C	Validation au moyen des orthophotos et du DEM	121
C.1	Rechterbach	121
C.2	Emmels	122
C.3	Lasne	124
C.4	Bec du Feyi	126
C.5	Glain	128

Table des figures

1	Installation récente d'un barrage de castor à proximité d'une zone urbaine dans le Brabant wallon.	4
2	Localisation des sites étudiés en superposition des observations de castors en Wallonie.	15
3	Exemples d'artefacts liés à l'interpolation des valeurs du DEM pour les plans d'eau.	19
4	Fonction représentant la fonction de modulation de transfert ou MTF et sa fréquence de Nyquist f_N	22
5	Fonction gaussienne représentant la "PSF" des images satellites avec une moyenne nulle et un σ de $\frac{10}{2.355}$	23
6	Exemple d'un spectre de réflectance avec 3 trois classes d'intérêt.	25
7	Illustration du rééchantillonnage du modèle numérique de terrain et de sa comparaison avec les résultats de la MESMA.	30
8	Illustration des distances mesurées lors de la validation des résultats.	33
9	Synthèse de la méthodologie suivie sous forme d'un organigramme.	34
10	Comparaison des 2 méthodes d'estimation de la hauteur d'eau pour l'image "19_05_15".	36
11	Comparaison des 2 méthodes d'estimation de la hauteur d'eau pour l'image "21_07_20".	37
12	Comparaison des 2 méthodes d'estimation de la hauteur d'eau pour l'image "22_07_20".	39
13	Comparaison des 2 méthodes d'estimation de la hauteur d'eau pour l'image "23_07_15".	40
14	Histogramme des valeurs de R^2 obtenues suite à l'application du modèle de régression sur 38 images Sentinel-2.	43
15	Boxplots des valeurs moyennes de R^2 obtenues en fonction de la présence ou non d'un plan d'eau sur l'image Sentinel-2.	44
16	Boxplots des valeurs de R^2 obtenues par années suite à l'application du modèle de régression sur 38 images Sentinel-2.	44
17	Boxplots des valeurs de R^2 moyennes obtenues pour les 5 sites étudiés.	45
18	Illustration de l'évolution du $RMSE$ en fonction du R^2	47
19	Boxplots présentant la dispersion des valeurs des 3 trois distances calculées lors de la validation.	49
20	Régression linéaire entre d_{R-O} et d_{MAX-O}	50
21	Boxplots présentant la dispersion des valeurs des 3 trois distances calculées lors de la validation en fonction des 2 années sélectionnées.	50

22	Illustration de l'évolution de la surface et de la profondeur moyenne des plans d'eau entre 2018 et 2023 sous forme de valeurs standardisées (Z-score).	51
23	Régression linéaire entre les valeurs de DEM et du modèle MESMA pour l'image Rc_23_09_15.	53
24	Illustration et comparaison des données mobilisées par la méthodologie appliquée pour les deux images du site de Rechterbach.	56
25	Régression entre les valeurs de DEM et de la MESMA pour le site de Glain en 2021 (a)) et en 2023 (b)).	58
26	Illustration et comparaison des données mobilisées par la méthodologie appliquée pour les deux images du site de Glain.	61
27	Moyenne du spectre de réflectance pour 3 classes d'occupations sur le barrage de Coö.	63
28	Illustration du nombre d'endmembers retenu par la méthode manuelle et une méthode automatique qui mobilise Orfeo ToolBox.	64
29	Illustration de l'influence saisonnière sur la performance du modèle MESMA.	66
30	Illustration des limitations de détections de l'eau introduites par la diversité des organismes végétaux typiques des milieux occupés par le castor.	69
30	Illustration de l'influence du contexte topographique associé au DEM sur la profondeur des plans d'eau observés et sur la surface disponible pour l'espèce castor.	73
31	Habitats typiques de milieux humides qui cachent la présence d'eau sur les images aériennes.	75
32	Résultats de la MESMA et de la méthode binaire pour l'image "19_05_15".	93
33	Résultats de la MESMA et de la méthode binaire pour l'image "21_07_20".	94
34	Résultats de la MESMA et de la méthode binaire pour l'image "22_07_20".	95
35	Résultats de la MESMA et de la méthode binaire pour l'image "23_07_15".	96
36	Illustration de la dynamique d'apparition du plan d'eau lié à la construction d'un barrage entre 2018 et 2023 sur le site de Rechterbach.	97
37	Régression entre les valeurs de DEM et de la MESMA pour les plans d'eau cartographiés sur le site de Rechterbach.	98
38	Illustrations des plans d'eau trouvés par la méthode de la régression et représentant une altitude d'eau donnée. Le barrage est également localisé et l'ortho 2018 est utilisé comme référence.	99
39	Illustration de la dynamique d'apparition du plan d'eau lié à la construction d'un barrage entre 2018 et 2023 sur le site de Emmels.	101
40	Régression entre les valeurs de DEM et de la MESMA pour le site d'Emmels.	102

40	Illustrations des plans d'eau trouvés par la méthode de la régression et représentant une altitude d'eau donnée. Le barrage est également localisé et l'ortho 2018 est utilisé comme référence.	103
41	Illustration de la dynamique d'apparition du plan d'eau lié à la construction d'un barrage entre 2018 et 2023 sur le site de Lasne.	106
42	Régression entre les valeurs de DEM et de la MESMA pour le site de Lasne. .	107
43	Illustrations des plans d'eau trouvés par la méthode de la régression et représentant une altitude d'eau donnée. Le barrage est également localisé et l'ortho 2018 est utilisé comme référence.	108
44	Illustration de la dynamique d'apparition du plan d'eau lié à la construction d'un barrage entre 2018 et 2023 sur le site du Bec du Feyi.	111
45	Régression entre les valeurs de DEM et de la MESMA pour le site du Bec du Feyi.	112
46	Illustrations des plans d'eau trouvés par la méthode de la régression et représentant une altitude d'eau donnée. Le barrage est également localisé et l'ortho 2018 est utilisé comme référence.	113
47	Illustration de la dynamique d'apparition du plan d'eau lié à la construction d'un barrage entre 2018, 2021 et 2023 sur le site de Glain.	116
48	Régression entre les valeurs de DEM et de la MESMA pour le site de Glain. .	117
49	Illustrations des plans d'eau trouvés par la méthode de la régression et représentant une altitude d'eau donnée.	118
50	Rc_23_06_25	122
51	Validation des résultats au moyen des orthophotos de 2018 et 2023 et du DEM 2013-2014 pour le site de Rechterbach.	122
52	Validation des résultats au moyen des orthophotos de 2018 et 2023 et du DEM 2013-2014 pour le site de Emmels.	124
53	Validation des résultats au moyen des orthophotos de 2018 et 2023 et du DEM 2013-2014 pour le site de Lasne.	126
54	Validation des résultats au moyen des orthophotos de 2018 et 2023 et du DEM 2013-2014 pour le site du Bec de Feyi.	128
55	Validation des résultats au moyen des orthophotos de 2018 et 2023 et du DEM 2013-2014 pour le site de Glain.	130

Liste des tableaux

1	Références sur les hauteurs minimales d'eau nécessaires au castor.	3
2	Synthèse des indices "eau" de la littérature.	8
3	Longueurs des barrages étudiés en 2023 dans différentes réserves naturelles. .	16

4	Présentation des 13 bandes spectrales caractéristiques de la constellation Sentinel-2.	17
5	Étapes de correction atmosphérique et détection des nuages (Louis & ESA, 2023)	18
6	Description de la donnée LiDAR de la campagne 2013-2014.	18
7	Date de prises de vues des deux orthophotos utilisées comme renseignée par le maillage avec les dates des images Sentinel-2 sélectionnées.	31
8	Paramètres quantitatifs liés à la méthode de régression appliquée pour les 4 images du barrage de Coo	41
9	Paramètres quantitatifs liés à au R^2 de l'ajustement du modèle de régression en cas de présence de plan d'eau.	42
10	Paramètres quantitatifs liés à au $RMSE$ du modèle MESMA.	46
11	Paramètres quantitatifs liés à la distance d_{R-O} mesurée lors de la validation des résultats.	47
12	Paramètres quantitatifs liés à la distance d_{MAX-O} mesurée lors de la validation des résultats.	48
13	Paramètres quantitatifs liés à la distance d_{R-MAX} mesurée lors de la validation des résultats.	48
14	Paramètres quantitatifs liés à la profondeur P mesurée.	52
15	Paramètres de la régression pour deux cas concrets reflétant les forces du modèle.	52
16	Paramètres de la régression pour deux cas concrets reflétant les faiblesses du modèle.	56
17	Résultats des surfaces de plans d'eau trouvés et paramètres de la régression pour le site de Rechterbach.	98
18	Résultats des surfaces de plans d'eau trouvés et paramètres de la régression pour le site d'Emmels.	101
19	Résultats des surfaces de plans d'eau trouvés et paramètres de la régression pour le site de Lasne.	106
20	Résultats des surfaces de plans d'eau trouvés et paramètres de la régression pour le site du Bec du Feyi.	111
21	Résultats des surfaces de plans d'eau trouvés et paramètres de la régression pour le site de Glain.	116
22	Altitudes du DEM retenues pour la validation de site de Rechterbach.L'altitude maximale ("A_MAX") est trouvée manuellement et le R^2 et $RMSE$ sont associés à la régression ("A_R").	121

23	Présentation des distances moyennes aux plus proches voisins entre les plans d'eau résultant de la régression ("R"), de l'altitude maximum observée ("MAX") et les points cartographiés sur les orthophotos ("O") pour 2018 et 2023 sur le site de Rechterbach	121
24	Altitudes du DEM retenues pour la validation de site de Emmels.L'altitude maximale ("Altitude_MAX") est trouvée manuellement et le R ² et RMSE sont associés à la régression ("Altitude_R").	122
25	Présentation des distances moyennes aux plus proches voisins entre les plans d'eau résultant de la régression ("R"), de l'altitude maximum observée ("MAX") et les points cartographiés sur les orthophotos ("O") pour 2018 et 2023 pour le site de Emmels	123
26	Altitudes du DEM retenues pour la validation de site de Lasne.L'altitude maximale ("A_MAX") est trouvée manuellement et le R ² et RMSE sont associés à la régression ("A_R").	124
27	Présentation des distances moyennes aux plus proches voisins entre les plans d'eau résultant de la régression ("R"), de l'altitude maximum observée ("MAX") et les points cartographiés sur les orthophotos ("O") pour 2018 et 2023 pour le site de Lasne.	125
28	Altitudes du DEM retenues pour la validation de site du Bec du Feyi. L'altitude maximale ("A_MAX") est trouvée manuellement et le R ² et RMSE sont associés à la régression ("A_R").	126
29	Présentation des distances moyennes aux plus proches voisins entre les plans d'eau résultant de la régression ("R"), de l'altitude maximum observée ("MAX") et les points cartographiés sur les orthophotos ("O") pour 2018 et 2023 pour le site du Bec de Feyi.	127
30	Altitudes du DEM retenues pour la validation de site du Bec de Glain. L'altitude maximale ("A_MAX") est trouvée manuellement et le R ² et RMSE sont associés à la régression ("A_R").	128
31	Présentation des distances moyennes aux plus proches voisins entre les plans d'eau résultant de la régression ("R"), de l'altitude maximum observée ("MAX") et les points cartographiés sur les orthophotos ("O") pour 2018 et 2023 pour le site de Glain.	129

Nomenclature

A Altitude

AC – LSMA Abundance-Constrained LSMA

ANFIS adaptive neuro-fuzzy inference systems

ANNs Réseau de Neurones Artificiels

AWEI Automated Water Extraction Index

Bi Bec du Feyi

BRAT Beaver Restoration Assessment Tool

CNN Réseau Neuronal Convolutif

CS Component substitution

d_{MAX-O} Distance Max - orthophoto

d_{R-MAX} Distance Régression - Max

d_{R-O} Distance Régression - orthophoto

DEM Modèle numérique de terrain

Es Emmels

ESF edge spread function

FCLS – SU Fully Constrained Least Squares Spectral Unmixing

FWHM Full Width at Half Maximum

Gn Glain

ISEIA Invasive Species Environmental Impact Assesement

Le Lasne

LSF Line Spread Function

MESMA Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis

MNDWI Modified Normalized Difference Water Index

MRA Multiresolution Analysis

MSI Instrument Multispectral

MSS – Net Multi Scale Feature Extraction Network

MTF Modulation transfer function

NDVI Normalized Difference Vegetation Index

NDWI Normalized Difference Water Index

NIR Infrarouge proche

NNLS Régression Linéaire avec Contrainte de Non-négativité

P Profondeur

PSA Pixel Swapping Algorithm

PSF Point spread function

Rc Rechterbach

RSME Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne

S Surface

SCA Algorithme Séquentiel par Coordonnées

SETAR Self-Exciting Threshold Autoregressive Model

SIG Système d'Information Géographique

SMA Spectral Mixture Analysis

SPM Sub-Pixel Mapping

SSS Spectral Similarity Scale

SVM Support Vector Machine

SWIR Infrarouge à ondes courtes

UAV Unmanned Aerial Vehicle

VCA Vertex Component Analysis

VD – HFC Dimensionalité Virtuelle Harsanyi-Farrand-Chang

VNIR Visible and Near-Infrared

1 Introduction

1.1 Contexte européen

Deux espèces de castor sont actuellement présentes en Europe, *Castor fiber* et *Castor canadensis*. Ces dernières sont indistinguables visuellement mais leur nombre de chromosomes diffère avec respectivement 48 et 40 (Frosch et al., 2014). La réintroduction de l'homologue américain sur le territoire finlandais en 1937 pose question comme *Castor canadensis* atteint une maturité sexuelle plus précoce ainsi qu'une fécondité plus importante que son cousin européen (Petrosyan et al., 2019). Historiquement, l'aire de distribution de *Castor fiber* s'étendait du Royaume-Uni à la Mongolie. Des études génétiques poussées ont démontré l'existence historique de 3 clades différents (Ouest, Est et Danube) dont le dernier est éteint même si ces études demandent encore des précisions.

Les populations européennes connaissent un déclin important au 19^{ème} siècle et un minimum est observé au début du 20^{ème} siècle avec seulement 1200 individus répartis en 8 zones refuges entre la France et la Mongolie (Nolet & Rosell, 1998; Halley & Rosell, 2003). Huit différentes sous-espèces avaient été désignées en fonction de la zone refuge mais cette classification fait débat (Nolet & Rosell, 1998). Les publications les plus récentes estiment la totalité de la population européenne entre 1,4 et 1,5 millions d'individus (Rakowska & Stachurska-Swakoń, 2023).

1.2 Dynamique du castor en Belgique

Les populations belges de castor européen ont donc connu des dynamiques importantes au cours des derniers siècles. L'espèce avait officiellement disparu du territoire au milieu du 19^{ème} siècle (1848) en conséquence à une pression trop importante. En effet, sa fourrure et le castoreum produit par ses glandes spécialisées étaient autrefois convoités. La destruction de son habitat et l'aménagement des cours d'eau depuis le 16^{ème} siècle ont également eu un impact, bien que moindre (Halley et al., 2020; Manet, 2012). Son retour en Belgique est noté en 1990 où un individu originaire d'une réintroduction allemande est observé dans le bassin de la Rour au sein des Hautes-Fagnes (Huijser & Nolet, 1991; Verbeylen, 2003). Cependant, son installation pérenne a été facilitée par des réintroductions illégales menées par l'A.S.B.L Rangers entre 1998 et 2001. En effet, ce sont 101 castors, dont 97 originaires de Bavière et 4 de la région de l'Elbe, qui ont été lâchés en Wallonie. Le retour en Flandre est observé en 2000 après la dispersion des 10 individus relâchés à proximité de Rixensart en 1999 (Verbeylen, 2003). En plus de ce retour naturel, 20 individus supplémentaires sont relâchés à proximité de la Dyle et d'un de ses affluents (Verbeylen, 2003).

Le statut du castor canadien en Belgique reste flou et il n'a plus été détecté de manière incontestable depuis 2009 (Frosch et al., 2014). Cependant, il est certain que des individus d'origine américaine se sont échappés du parc animalier de Prüm au début des années 2000. La possibilité que certains des castors introduits entre 1998 et 2000 étaient de l'espèce *canadensis* reste également envisageable. L'ISEIA (Invasive Species Environmental Impact Assessment) indique un risque modéré d'invasion dans la situation actuelle (B1) et le place donc dans la liste de surveillance en Belgique.

Officiellement, le castor européen est une espèce protégée au niveau européen d'après la directive 92/43/CEE concernant la conservation des habitats naturels ainsi que de la faune et de la flore sauvages. En conséquence, l'espèce castor ainsi que ses habitats sont protégés en Belgique. De plus, la Loi sur la Conservation de la Nature du 12 juillet 1973 le place également dans la liste des espèces intégralement protégées. En 2020, Wróbel (2020) estime la population belge à 3600 individus dont environ 3000 en région Wallonne.

1.3 Le barrage

En tant qu'ingénieur allogénique, le castor modifie activement son environnement en transformant les matériaux et structures qu'il y trouve. Notamment, divers édifices permettent au castor d'obtenir des conditions biotiques et abiotiques satisfaisantes pour prospérer (Hood & Larson, 2015; Lempereur et al., 2003). Le castor peut s'établir dans des écosystèmes variés lentiques ou lotiques mais les barrages se limitent souvent aux cours d'eau d'ordre inférieur où le courant peut être plus facilement maîtrisé (Hartman & Törnlov, 2006; Barnes & Mallick, 1997). Une profondeur suffisante est également d'intérêt pour les déplacements et contre les attaques de potentiels prédateurs. Cette dernière composante n'est pas souvent rencontrée dans les cours d'eau de taille modeste et la construction d'un barrage dans le but de rehausser le niveau de l'eau est alors indispensable (Petit et al., 2012; Graham et al., 2020). Un niveau d'eau plus élevé permet la construction de terriers ou de gîtes dont les entrées sont situées sous le niveau de l'eau (Hartman & Axelsson, 2004). Il est donc important de noter que l'installation du castor n'est pas systématiquement accompagnée par l'édification de barrages. Le *tableau 1* montre les hauteurs minimales d'eau nécessaires au castor. Selon la littérature, cette hauteur minimale est comprise entre 60cm et 123cm et ne semble pas être affectée par l'espèce de castor considérée.

La hauteur initiale de l'eau constitue probablement un des critères principal de décision quant à la construction des barrages avec la pente du terrain (Swinnen et al., 2019). En effet, une faible pente implique une surface inondable plus importante avec moins d'efforts. Les

barrages ont comme impact majeur une élévation du niveau d'eau en amont et une diminution en aval. Cette structure physique implique également une connectivité longitudinale du cours d'eau plus faible alors que la connectivité latérale est accrue (Larsen et al., 2021; Brazier et al., 2021). Un barrage peut présenter deux fonctions majeures, l'une pour la circulation et l'autre pour maintenir une hauteur suffisante de manière à cacher les entrées des terriers et autres gîtes.

Ces structures présentent une grande variabilité en termes de longueur, allant de 1m à plus de 850m. L'hydromorphologie du cours d'eau concerné conditionne les dimensions adaptées permettant au barrage de résister au courant (Müller & Watling, 2016). Bien que certains barrages, principalement de castor américain, peuvent être actifs durant des décennies voire siècles, il est observé que le castor européen présente une plus grande dynamique de renouvellement. En effet, la durée d'activité des barrages varie entre 1,5 et 8 années avec ces durées qui diminuent pour les populations plus septentrionales (Zavyalov, 2014). La hauteur moyenne des barrages se situe entre 1 et 1,4m (Müller & Watling, 2016). La croissance importante de la population belge au cours des deux dernières décennies ainsi qu'un renouvellement important est une opportunité pour l'étude des impacts hydrologiques causés par cette espèce. Le contact avec l'espèce humaine peut être une source de conflits comme observé ces dernières années (*figure 1*).

TABLE 1 – Références sur les hauteurs minimales d'eau nécessaires au castor. La lettre "F" signifie que l'article s'est intéressé au castor européen (*Castor fiber*) et la lettre "C" au castor canadien (*Castor canadensis*).

Référence	Sp_castor	Hauteur minimale (m)
Barvaux et al., 2015	F	0.6
Brazier et al., 2021	F&C	0.7
Hartman & Törnlöv, 2006	F	0.7-1
Manitoba 2022	C	0.6-0.9
Quints, p.s.	F	0.8
Rutten, 2014	F	0.63-1.23
Swinnen et al., 2018	F	0.68

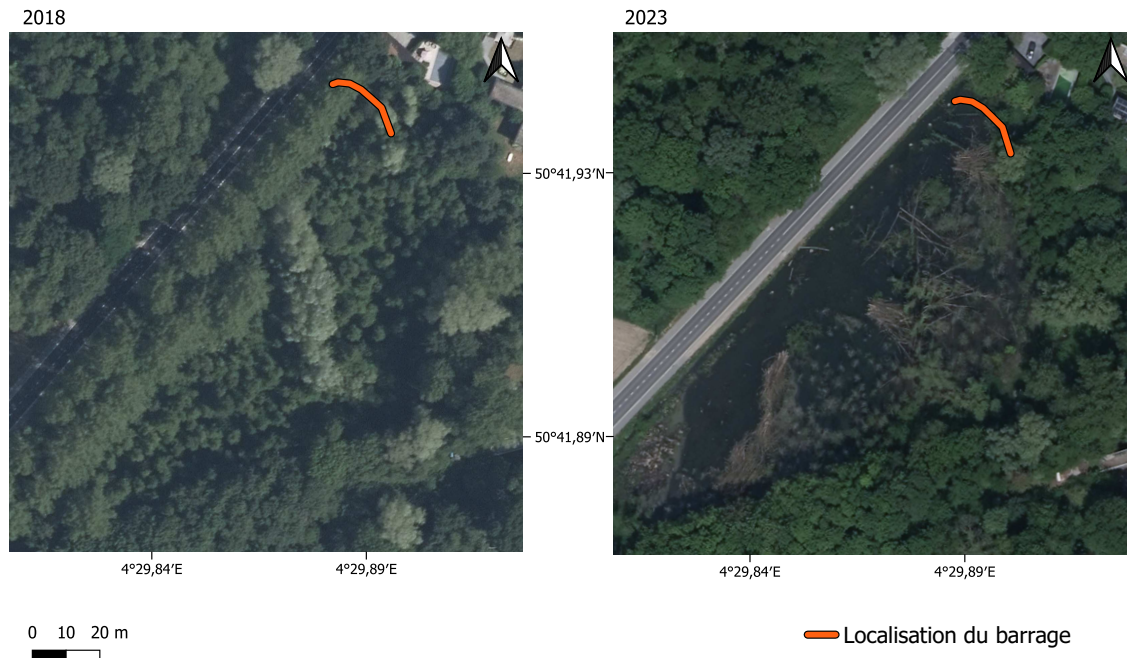


FIGURE 1 – Installation récente d’un barrage de castor à proximité d’une zone urbaine dans le Brabant wallon.

En Europe, le castor s’attaque préférentiellement aux essences à bois tendre comme les peupliers, saules, bouleaux ou sorbiers (Juhász et al., 2023). De manière exceptionnelle et surtout pendant la période de gestation de la femelle, les castors peuvent se diriger vers les essences résineuses. L’aulne n’est par contre pas du tout appétant pour l’espèce (Eyben, 2012). L’installation du barrage favorisent l’installation d’une communauté végétale typiquement aquatique (Barvaux et al., 2015).

1.4 Le terrier, la hutte et le canal

Les terriers constituent les quartiers de repos et de refuge des animaux. Ceux-ci sont construits à partir de l’excavation des berges du cours d’eau (Richard, 1973). Ils sont constitués d’une galerie en pente raide prenant son origine entre 30 et 70 cm sous le niveau de l’eau et débouchant sur une loge d’habitation (Richard, 1973; Barvaux et al., 2015). Le toit de cette loge peut parfois s’effondrer et être réparé au moyen de branchages mélangés à du substrat. La formation de ces terriers est une source importante de sédiments pour le lit du cours d’eau.

Au contraire du terrier qui repose sur les berges du cours d'eau, la hutte est entièrement construite avec des matériaux glanés par l'animal. Elle peut trouver place sur une berge de trop faible hauteur pour creuser un terrier ou directement sur le lit du cours d'eau. Ce comportement est peu signalé dans les populations d'Europe occidentale et le terrier prédomine (Richard, 1973). Il est possible que ce comportement soit lié au passé de chasse de l'espèce. Le canal permet au castor de faciliter ses déplacements jusqu'aux diverses sources de nourriture ou matériaux de construction (Grudzinski et al., 2020). Leur rôle pourrait également être important lors de périodes d'étiage prolongées. Ils se présentent comme des extensions pouvant prendre racine à des endroits variés du territoire du castor. Ces édifices sont aussi construits par excavation du substrat et peuvent mesurer jusqu'à 500m (Grudzinski et al., 2020).

2 Etat de l'art

2.1 Méthodes de suivi du castor et de ses impacts

Alors que les populations du castor européen (*Castor fiber*) atteignaient un minimum au début du 20ème siècle, cette espèce s'est redéployée depuis les années 1970 avec une rapide expansion depuis les années 2000 (Halley et al., 2020; Puttock et al., 2021). De multiples études se penchent sur les potentiels impacts de cet ingénieur allogénique sur le territoire européen et notamment sur les changements hydromorphologiques liés à cette espèce (Szostak & Jagodzińska, 2017; Coninck, 2022; Nyssen et al., 2011).

Afin d'évaluer l'impact des barrages de castors sur les écosystèmes aquatiques, des études hydrologiques sont souvent réalisées (Szostak & Jagodzińska, 2017; Puttock et al., 2021). Elles comprennent régulièrement l'évolution des débits de l'eau, de la qualité de l'eau et de la composition des sédiments en amont et en aval des barrages. Ces analyses contribuent à mieux comprendre les modifications environnementales induites par les barrages et à évaluer leur rôle dans la dynamique de l'écosystème. Les suivis hydro-sédimentaires montrent une accumulation de sédiments importante en amont des barrages avec, en conséquence, un non-renouvellement de la charge de fond. Ces phénomènes peuvent modifier le fonctionnement hydrologique et l'habitat de certaines espèces protégées comme la moule perlière (*Margaritifera margaritifera*) (Houbrechts et al., 2022; Sergent, 2022). Le placement d'un barrage est également un obstacle au bon écoulement du tracé hydrologique, qui est ralenti et potentiellement en partie détourné (Petit et al., 2012; Coninck, 2022; Majerova et al., 2020; Larsen et al., 2021). L'atténuation des phénomènes d'inondations grâce aux barrages est également démontrée mais est très dépendante du contexte local et de la morphologie du cours d'eau

concerné (Pitcairn, 2023; Zaman, 2019).

Les études d'impacts des castors sur d'autres espèces de l'écosystème sont aussi très présentes au sein de la littérature étant donné que cette espèce modifie sans cesse son environnement. Notamment, en Belgique, son impact positif a été noté sur les populations d'odonates (Dias de Oliveira, 2020). Au contraire, les inondations permanentes ou temporaires de certains milieux rivulaires peuvent augmenter les menaces pesant sur le nacré de la bistorte (*Boloria eunomia*) (Stilmant, 2020). De même, le cuivré de la bistorte (*Lycaena helle*), pourrait être impacté par les activités du castor alors que son statut est défavorable partout en Europe et que la Belgique porte une grande responsabilité sur les populations de cette espèce très localisée.

Les techniques de surveillance dites non-invasives sont également en plein essor. L'utilisation de caméras traps ou de pièges à poils permet de recueillir des données comportementales ou génétiques tout en occasionnant peu de dérangement de l'espèce (Rutsaert, 2020). Ces technologies offrent des avantages comme la collecte continue de données et elles ne nécessitent pas beaucoup d'interventions. Le coût et l'interprétation des données peuvent cependant constituer des freins à ces méthodes. Notamment, l'utilisation scientifique de données de télédétection n'a pas cessé d'augmenter au cours de la dernière décennie (Balz, 2022). L'apparition de nouvelles sources de données en libre accès comme celles de la constellation "Sentinel-2 A+B" depuis 2015 et 2017 a montré un potentiel important dans la surveillance et l'observation de l'environnement (Malenovsky et al., 2012). En particulier, ces données peuvent être mobilisées pour détecter des zones d'habitats propices à certaines espèces animales qui sont difficilement accessibles (Zhang et al., 2023). Les habitats à caractères humides sont dans ce cadre une priorité de management dans de nombreuses régions du monde au vu de leur déclin au cours des derniers siècles.

Dans le cadre du suivi des modifications de l'habitat liées au castor, l'identification des plans d'eau suite à l'installation de barrages au moyen de données de télédétection est une composante régulièrement étudiée (Zhang et al., 2023; Tape et al., 2021). La difficulté réside souvent dans la détection des plans d'eau de moindre taille et ou en partie couvert de végétation. En effet, la résolution des images Sentinel-2 ne dépasse pas les 10 mètres. Radoux et al. (2016) démontre que les plans d'eau d'une largeur de plus de 11m peuvent être discriminés par les images Sentinel-2 à 10m de résolution. La combinaison des images satellites additionnée à l'utilisation d'un modèle numérique de terrain peut se révéler être plus efficace dans la reconnaissance des plans d'eau (Zhang et al., 2023). Cette approche est également mise en œuvre lors de l'estimation des volumes d'eau en plus d'une approche volumétrique (Karran et al., 2017).

2.2 Suivi des plans d'eau par télédétection

2.2.1 Indices "eau"

Les 13 différentes bandes spectrales de la constellation Sentinel-2 permettent de construire différents indices mettant en évidence des classes d'occupation d'intérêt. Théoriquement, l'eau présente des coefficients d'absorption plus élevés ou une réflectance beaucoup plus faible dans l'infrarouge. En conséquence, les bandes d'infrarouge proche ou "NIR" et l'infrarouge court ou "SWIR" peuvent être mobilisés pour discriminer les pixels contenant de l'eau.

Il existe tout d'abord l'indice "Normalized Difference Water Index" ou NDWI ([McFeeters, 1996](#)). Celui-ci utilise les bandes spectrales verte et NIR du spectre en effectuant la différence des deux divisée par leur somme. Les pixels renseignés avec des valeurs positives seront alors compris dans la classe "plan d'eau" alors que des valeurs négatives montrent des surfaces terrestres ([Zhou et al., 2017](#)). La limite de cette approche se situe dans sa sensibilité aux terrains bâtis qui peuvent parfois être inclus à tort dans la même classe que l'eau. Afin de régler ce biais, une modification de cet indice a été proposée, le "MNDWI" ou "Modified Normalized Difference Water Index". Celui-ci permet de réduire le bruit lié aux zones bâties ([Xu, 2006](#)). Ce changement introduit une partie du spectre infrarouge appelé l'infrarouge à ondes courtes ou "SWIR" dans la formule à la place du "NIR". Le "SWIR" a été choisi car ces longueurs d'onde sont mieux absorbées par l'eau que le "NIR" et permettent alors une meilleure différenciation du bâti et des zones aquatiques par rapport aux NDWI original ([Du et al., 2016](#); [Liu et al., 2022](#)). L'utilisation du DEM conjointement à ces indices permet d'augmenter encore plus leur précision ([Sun et al., 2012](#)). Après application de l'indice aux pixels d'intérêt, un algorithme de "thresholding" ou seuillage est appliqué. La méthode d'Otsu semble pertinente dans le cadre de la segmentation des zones aquatiques ([Babaei et al., 2019](#)). Celle-ci permet de diminuer la variance intra-classe et de maximiser la variance inter-classe ([Du et al., 2016](#); [Wang et al., 2019](#); [Tan et al., 2023](#)). L'application du seuil est cependant très variable en fonction des images utilisées et n'est souvent pas généralisable ([Isikdogan et al., 2017](#); [Ji et al., 2009](#)).

Dans le cas de données Sentinel-2, la résolution des 13 bandes spectrales n'est pas identique et passe de 10m à 60m pour certaines d'entre elles. En effet, dans le cas de cet indice, la résolution de la bande verte est de 10m alors que celle de la bande "SWIR" est de 20m. Il est donc possible de calculer deux indices, un à 20m de résolution et l'autre à 10m. Le premier choix ne demande que d'effectuer des moyennes, alors que le second demande des techniques de "pan-sharpening" ([Du et al., 2016](#)). De nombreuses méthodes sont disponibles dans la littérature et elles se décomposent souvent en 2 grandes familles : les méthodes de « component substitution (CS) » et celles de « multiresolution analysis (MRA) ». Celles-ci

demandent la disponibilité d'une bande panchromatique pour donner des résultats cohérents, ce qui n'est pas le cas avec Sentinel-2.

Ensuite, l'utilisation conjointe de l'indice de végétation "NDVI" avec le modèle numérique de terrain peut aussi constituer une méthode efficace pour autant que l'étude ne se déroule pas en milieu trop urbanisé et que les bords du plan d'eau soient un minimum recouverts de végétation. Le NDVI est calculé grâce aux bandes d'infrarouge proche et rouge.

Enfin, (Feyisa et al., 2014) a développé l'indice "AWEInsh", ou "Automated Water Extraction Index" qui prend en compte les biais liés aux zones urbanisées qui sont comprises dans la classe eau et l'indice AWEIsh permet encore d'augmenter la performance du AWEInsh en prenant en compte les ombres potentiellement présentes sur les images (Liang & Liu, 2021).

TABLE 2 – Synthèse des indices "eau" de la littérature".

Indice	Formule	Référence
NDWI	$\frac{(Green - NIR)}{(Green + NIR)}$	(McFeeters, 1996)
mNDWI	$\frac{(Green - SWIR)}{(Green + SWIR)}$	(Xu, 2006)
NDVI	$\frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$	(Rouse et al., 1974).
AWEI_nsh	$4 \times (Green - SWIR1) - (0.25 \times NIR + 2.75 \times SWIR1)$	(Feyisa et al., 2014)
AWEI_sh	$Blue + 2.5 \times Green - 1.5 \times (NIR + SWIR1) - 0.25 \times SWIR2$	(Feyisa et al., 2014)

2.2.2 Deep learning et Machine learning

Tout comme la télédétection, l'utilisation du "deep learning" est en constante augmentation depuis le début du 21ème siècle (Yapıcı et al., 2019). La mobilisation de ces modèles dans la détection et la dynamique des milieux aquatiques est donc une opportunité pour le monde scientifique. Les méthodes les plus récurrentes incluent des modèles de type "réseau neuronal artificiel" ou "ANNs" (Shamim et al., 2016). Les ANNs s'inspirent du fonctionnement du cerveau humain en mettant en place des réseaux de neurones artificiels souvent organisés en différentes couches. Le modèle le plus simple est le perceptron multicouche qui peut être constitué d'une couche unique (Rosenblatt, 1962). Cependant, ces modèles sont communément constitués d'au moins trois couches distinctes qui sont celles des entrées, des couches cachées et des sorties. Ces couches cachées sont situées entre les entrées et les sorties et appliquent des fonctions de poids et d'activations par des transformations non-linéaires

(Uzair & Jamil, 2020). L'entraînement du modèle est associé à d'autres algorithmes comme celui de la rétropropagation (Shamim et al., 2016). Pham et al. (2022) montrent l'intérêt d'utiliser des modèles mixtes appelés "adaptive neuro-fuzzy inference systems" ("ANFIS"). Ceux-ci combinent les logiques des ANNs et de la logique floue (Hipni et al., 2013). Ils manifestent une performance supérieure aux ANNs traditionnels lorsque les relations entre variables d'entrées du modèle sont mal définies ou floues (Páliz Larrea et al., 2021). Les modèles "SETAR" ("self-exciting threshold autoregressive model") ont également montré leur performance dans la modélisation des systèmes hydrologiques naturels comme dans le cadre d'études étudiant les variations d'hauteur d'eau dans des lacs suédois (Tongal & Berndtsson, 2014). Ces modèles incorporent des effets de seuils et capturent la non-linéarité temporelle des variables (Clements & Smith, 1997).

Une composante importante du machine learning utilisée dans la détection des plans d'eau se situe dans les machines à vecteurs de support ou "SVM". Acharya et al. (2019) montre des résultats encourageants de cet algorithme mettant en œuvre des hyperplans dans le processus de classification des plans d'eau au moyen du NDVI, NDWI et de la pente du terrain. En effet, la précision globale de cette approche dépasse 0,96 dans le cadre de cette étude. L'implémentation des SVM's dans des modèles de type "Multi Scale Feature Extraction Network" ou "MMS-Net" donne des résultats remarquables (Nagaraj & Kumar, 2022). De même, les classifications "forêts aléatoires" ou "arbres de décision" sont aussi régulièrement utilisées avec succès (Nasir et al., 2023). Il est cependant intéressant de noter que ces modèles demandent une quantité importante de données afin de converger vers des résultats pertinents (Alwosheel et al., 2018). De plus, la transposabilité de cette approche à des contextes hydrologiques différents peut aussi présenter des limites (Nasir et al., 2023). Afin d'encore améliorer les résultats de classification, Wurm et al. (2019) montre une meilleure détection des plans d'eau au moyen d'un réseau neuronal convolutif ou "CNN" par rapport au perception multicouche traditionnel. La précision globale de cette approche est de plus 0,97. Les CNN se démarquent des ANN's classiques par les connexions non complètes mais locales des neurones entre les différentes couches à travers des opération de convolution. Ceux-ci sont de plus en plus régulièrement mobilisés pour le traitement d'images satellites (Páliz Larrea et al., 2021; Gharbia, 2023; Yu et al., 2017).

2.3 Modélisation d'inondations

Consécutivement à la détection des plans d'eau au moyen des données de télédétection et éventuellement du DEM, il est nécessaire de s'intéresser à la dynamique hydrologique de ces barrages matérialisée par la détection d'inondations. Une étape cruciale consiste à déterminer quels sont les pixels qui étaient déjà classés comme faisant partie de la classe "eau" avant l'inondation (Wang et al., 2002). Cette modélisation des inondations est également fortement liée à l'utilisation du modèle numérique de terrain (Jafarzadegan & Merwade, 2017). L'utilisation du DEM permet aussi de déterminer les impacts d'une montée des eaux en milieux forestier et semble efficace dans le cas de terrains relativement plats (Peña-Arancibia et al., 2024; Wang et al., 2002). Zheng et al. (2024) montre des précisions globales de plus 0,85 lors de l'étude de la détection d'inondation conjointement à l'utilisation du DEM. À des échelles plus réduites, l'utilisation de DEM dérivant de données LiDAR récoltées par des "UAV's" ("Unmanned Aerial Vehicle") permet une modélisation de haute précision des risques d'inondations bien que les coûts de ces opérations soit plus élevé (Hashemi-Beni et al., 2018). La modélisation des inondations peut également être utilisée complémentairement à des méthodes sous-pixels comme proposé par (Huang et al., 2014; Atkinson, 2005a).

Au sein des analyses hydrologiques des barrages, différentes méthodes ont été appliquées comme l'utilisation de modèles 2D ou 3D développés par l'université de Delft dans l'application Delft3D FLOW (Majerova et al., 2020). D'autres permettent en plus d'estimer le potentiel en barrages d'une région par rapport aux caractéristiques hydrologiques comme le modèle BRAT développé par une université américaine (Stoll & Westbrook, 2020). Ces exemples se basent principalement sur une modélisation hydrodynamique qui peut être soit en 1D, 2D ou 3D et dont il existe une grande variété de modèles (Teng et al., 2017). Différents outils et plugins liés aux applications SIG (Système d'Information Géographique) existent aussi comme "GeomorphicFloodArea" dans le cas de QGIS. (Papaioannou et al., 2015) propose une combinaison des outils de SIG avec des processus de clustering en y intégrant également la "logique floue".

2.4 Méthodes sous-pixels

Les données satellites en libre accès présentent aujourd'hui une résolution pouvant être fine comme 10 à 20 mètres pour la constellation Sentinel-2 et 15 à 30 mètres pour Landsat-8. Cependant, même si la résolution spatiale des images fournies par ces satellites est plus précise que par le passé, cela peut s'avérer insuffisant pour certaines applications environnementales (Radoux et al., 2016). En effet, un pixel capturé peut inclure plusieurs classes d'occupations d'intérêt qui sont alors mixées au sein d'une même entité. Dans ce cadre, différentes méthodes de "spectral unmixing" ou de démixage ont été élaborées. Notamment, les techniques de "spectral mixture analysis" ("SMA") sont utilisées depuis plus de 40 ans et trouvent des applications variées que ce soit en foresterie, agriculture ou même biologie de la conservation (Quintano et al., 2017). Celles-ci sont aussi mobilisées dans la détection de plans d'eau de castor. En effet, (Fraser et al., 2024) montre des coefficients de détermination supérieurs à 0,9 lors de l'étude temporelle de ces plans d'eau en Amérique du Nord.

La SMA admet que le spectre de réflectance résultant d'un capteur peut être décomposé en une combinaison linéaire des composants de la surface étudiée appelés "endmembers" (Somers et al., 2011). Un spectre avec des pixels purs est nécessaire afin d'obtenir une signature spectrale pure pour chaque classe d'intérêt ou de connaître les proportions a priori. Une étape cruciale de la SMA est le choix des endmembers et leur extraction des images analysées. Des principes d'estimation et d'extraction manuelle ont été énoncés par Bateson & Curtiss (1996) mais de plus en plus d'approches automatiques sont utilisées. On peut notamment citer les algorithmes développés par Orfeo ToolBox (Grizonnet et al., 2017). L'outil "Endmember-NumberEstimation" permet une estimation numérique du nombre d'endmembers. Il existe 2 algorithmes distincts, le premier est une algorithmes du type "dimensionnalité virtuelle HFC" ou "VD-HFC". Celui-ci se repose sur la méthode "Harsanyi-Farrand-Chang" ou "HFC" pour estimer le nombre d'endmembers au sein d'une image multispectrale sur bases de valeurs propres et des matrices de corrélations et covariances (Chang & Du, 2004). Le second est un algorithme de type "Eigenvalue Likelihood Maximization algorithm", utilisant également des valeurs propres mais qui passe par l'estimation de maximums de vraisemblance. L'extraction des signatures spectrales caractéristiques aux endmembers peut être effectuée par la méthode "Vertex Component Analysis algorithm" ou "VCA". L'algorithme VCA a comme hypothèse que les données multispectrales sont contenues dans un espace généralisé de type simplexe avec k dimensions représentant les k endmembers (Chang et al., 2016).

Une des limites de la SMA linéaire simple est qu'elle ne permet de considérer que le même nombre "d'endmembers" pour tous les pixels (Quintano et al., 2017). Dans ce cadre, une version alternative à la SMA est fréquemment mise en œuvre, la "Multiple end-

member spectral analysis“ ou MESMA. Celle-ci permet de considérer des combinaisons uniques de potentiels endmembers pour chaque pixel et d’éviter le surajustement lié à la SMA simple.(Roberts et al., 1998; Quintano et al., 2017; Degerickx et al., 2019; Fernández-García et al., 2021; Matabishi et al., 2022). Jiang et al. (2023); Yang et al. (2022) ont utilisé la MESMA comme modèle de démixage dans le but de cartographier des plans d’eau à très haute résolution avec des précisions dépassant 0,99. Les temps de calculs pouvant être importants, il existe des algorithmes comme l’index "spectral similarity scale" (SSS) qui déterminent les distances euclidiennes et les corrélations entre le pixel et les potentiels endmembers (Yang et al., 2022).

La réalisation d’un modèle de spectral mixture analysis nécessite alors le choix d’un algorithme adapté. Au sein des modèles dits de "linear spectral mixture analysis", il existe des méthodes sans-contraintes et contraintes. La première n’impose pas de règles sur les abondances des différents endmembers. Cependant, la littérature montre l’intérêt d’utiliser un modèle de type "Fully Constrained Least Squares Spectral Unmixing" ou "FCLS-SU" qui posent deux contraintes sur les abondances "alpha" des endmembers (Heylen et al., 2011; Heinz & Chein-I-Chang, 2001). Le modèle le plus souvent rencontré est l’"AC-LSMA" ou "Abundance-Constrained LSMA", qui montre une contrainte de somme sur les abondances devant être égale à l’unité et une seconde sur la non-négativité de ces mêmes attributs.

Le "sub-pixel mapping" ou SPM constitue une autre technique qui est régulièrement utilisée pour étudier les pixels lorsque que la résolution spatiale est trop importante. Les pixels de grande taille sont alors divisés en “sub-pixel“ de résolution plus fine selon un facteur de zoom (Yang et al., 2022). Contrairement à la SMA qui souhaite déterminer des proportions au sein du pixel, le SPM a comme objectif la cartographie des classes d’occupations à l’échelle sous-pixel. L’algorithme le plus récurrent est celui du "pixel-swapping algorithm" ou "PSA".

Cet algorithme utilise les proportions d’une classification préliminaire pouvant par exemple venir d’une SMA. Ensuite, chaque pixel est divisé selon le facteur de zoom défini au préalable et une classe d’occupation du sol est attribuée à chaque sous-pixel en gardant les proportions renseignées par la classification antérieure (Atkinson, 2005a). L’algorithme ajuste alors seulement la distribution spatiale des sous-pixels en maximisant la corrélation entre les sous-pixels voisins au sein d’un même pixel et avec les pixels voisins. L’attractivité initiale de chaque sous-pixel est calculée et est une fonction pondérée des distances entre sous-pixels voisins utilisant un modèle exponentiel avec atténuation de la distance. L’algorithme classe ensuite ces valeurs d’attractivité à une échelle pixel par pixel. Si deux classes d’occupation 0 et 1 sont étudiées, Les classes des sous-pixels sont échangées si l’attractivité de l’emplacement le moins attractif de la classe 1 est inférieure à celle de l’emplacement le plus attractif

de la classe 0 ([Atkinson, 1997, 2005a,b; Huang et al., 2014](#)). L'algorithme effectue un changement d'emplacement de sous-pixel par pixel et par itération jusqu'à maximiser toutes les attractivités ou sur base d'un nombre d'itérations prédéfinies ([Atkinson, 2005a](#)). Ce modèle permet donc d'augmenter la précision des images initiales mais présente aussi des limitations. En effet, la fonction exponentielle exprimant les distances n'est pas toujours pertinente si il existe une anisotropie des classes d'intérêt et l'instauration d'une fenêtre mobile est alors pertinente ([Thornton et al., 2007](#)). [Niroumand Jadidi et al. \(2012\)](#) montre aussi l'intérêt de ne pas utiliser une initialisation aléatoire des sous-pixels pour éviter les problèmes de non-allocations ou d'allocations multiples à des classes d'intérêt.

[Huang et al. \(2014\)](#) a utilisé une modification du modèle PSA dans le but de cartographier des plaines inondables avec une précision globale de 0,84. Cette modification introduite une donnée supplémentaire dans le modèle PSA, le DEM. [Jiang et al. \(2023\)](#) montre une précision de plus de 0,99 d'un algorithme de SPM pour l'extraction de plans d'eau à partir d'images Sentinel-2. Celui-ci dérive de la logique des champs aléatoires de Markov. Cet algorithme a comme avantage de considérer simultanément les contraintes spectrales et spatiales ([Wang & Wang, 2013](#)). Le machine learning est également mobilisé dans cette approche avec le réseau neuronal de "Hopfield" qui est régulièrement mobilisé dans les approches de SPM ([Li et al., 2014; Tatem et al., 2002](#)).

3 Objectifs et question de recherche

Ce mémoire s'inscrit dans le cadre d'un projet visant à déterminer le rôle du castor dans la gestion des sites naturels protégés en Wallonie. Un des volets étudiés se concentre sur l'influence de cette espèce sur la modification des habitats. Son redéploiement démographique rapide depuis deux décennies a introduit une dynamique importante des habitats qu'il côtoie. Suivre la dynamique temporelle des plans d'eau liés à son activité et pouvoir extrapoler les potentiels impacts futurs est central pour une gestion intégrée du paysage.

La détection des plans d'eau au moyen de la télédétection est un sujet abondamment étudié au sein de la littérature scientifique. Cependant, la dynamique des plans d'eau de castor a été peu étudiée et ciblait souvent le castor américain (*Castor canadensis*) dont les édifices sont souvent de taille plus importante que ce qu'on retrouve en Europe. L'utilisation de données satellites libres d'accès avec une grande couverture temporelle comme Sentinel-2 est une opportunité mais présente des challenges importants étant donné la résolution maximale de 10m. En effet, la taille parfois réduite des plans d'eau impose de retirer un maximum d'informations à l'échelle "sous-pixel". La mobilisation du modèle numérique de terrain peut être bénéfique dans une modélisation d'inondations comme montré par de nombreuses études.

L'objectif stratégique consiste à développer une méthode de monitoring des zones inondées par les barrages de castor sur base de données Sentinel-2 et du modèle numérique de terrain LiDAR. Le premier objectif opérationnel se concentre alors sur la construction d'un modèle linéaire de mélange entre les deux classes d'intérêts, l'eau et la végétation. Le second objectif consiste à déterminer l'étendue du plan d'eau caractéristique à chaque image étudiée. L'utilisation conjointe du modèle de démixage et du modèle numérique de terrain permet la délimitation à haute précision des plans d'eau. La dynamique des hauteurs d'eau au cours du temps est également centrale et permet une étude rétrospective des impacts liés à l'installation du barrage. La date d'apparition du plan d'eau est potentiellement identifiée et la dynamique de sa surface également. Enfin, une validation des résultats obtenus est opérée grâce aux orthophotos historiques.

Ces objectifs permettent de formuler la question suivante : L'utilisation de données Sentinel-2 couplée au modèle numérique de terrain LiDAR permet-elle une détection et un suivi temporel robuste des plans d'eau liés à l'activité du castor ?

4 Matériels et Méthodes

4.1 Zone d'étude

Le projet d'étude du castor étant monitoré par Natagora, la zone d'étude prend place en Wallonie. Elle se présente, initialement, sous la forme de 25 différentes réserves naturelles appartenant à l'ASBL. La région ardennaise domine avec 13 réserves suivie par la famenne et la lorraine avec respectivement 5 et 4 réserves. Enfin, 2 sites sont situés dans la région limonaise. Étant donné les contraintes temporelles et logistiques, 4 réserves ont été abandonnées par le comité scientifique en charge du projet. En conséquence, 21 réserves sont retenues dans le cadre du projet. Le *tableau 3* présente les sites analysés avec la longueur du barrage tel que cartographié par M. Olivier Kints en 2023. De manière quasiment systématique, plusieurs barrages sont présents par site mais il est choisi d'étudier ceux qui mènent à l'apparition d'un plan d'eau en aval du cours d'eau.

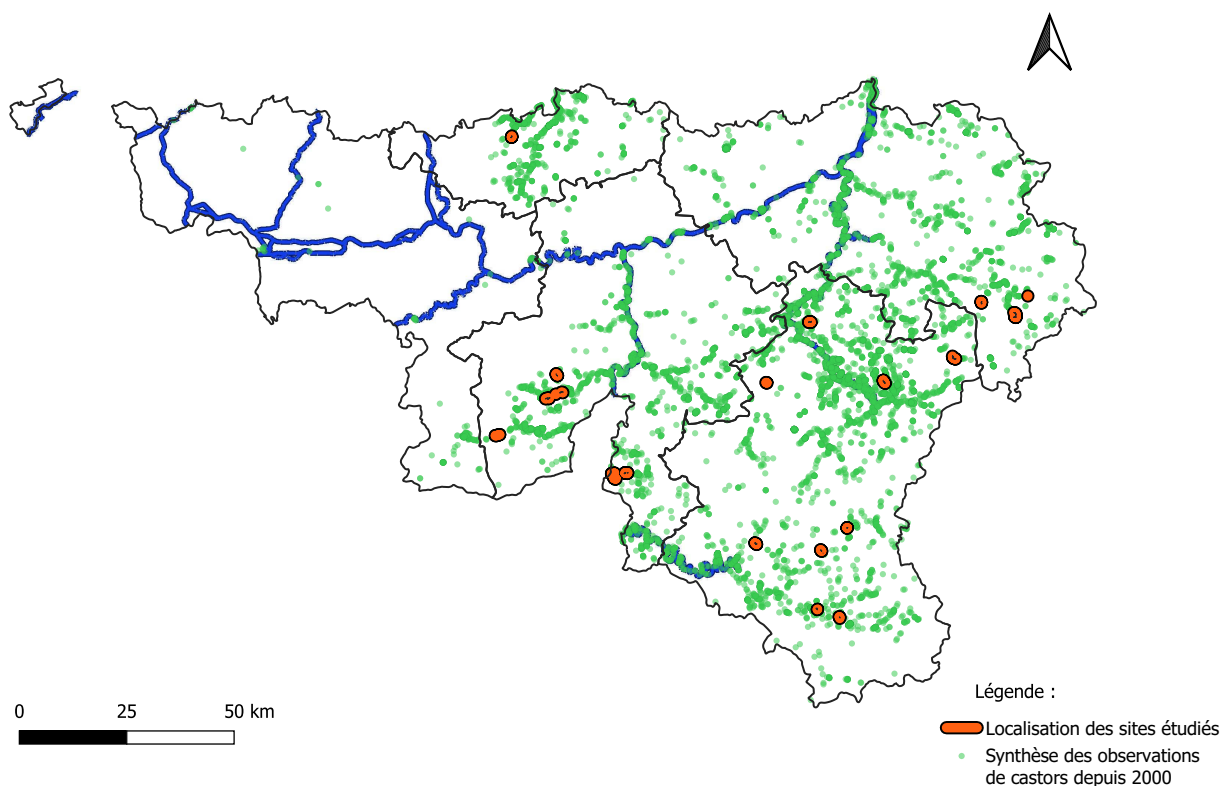


FIGURE 2 – Localisation des sites étudiés en superposition des observations de castors en Wallonie.

TABLE 3 – Longueurs des barrages étudiés en 2023 dans différentes réserves naturelles. La couleur **verte** représente les réserves retenues pour la suite de l’analyse.

Réserve naturelle	Commune	Longueur du barrage (m)
Abbatis	Tintigny	9,32
Bec du Feyi	Houffalize	3,3
Biron	Erezée	25,5
Breuvanne	Amblève	10
Emmels	Amblève	59,5
Franchimont	Philippeville	25,5
Glain	Gouvy	33
Haute-Sûre	Vaux-sur-Sûre et Légglise	112
La Prée	Couvin	45
Marais Chapelle	Lasne	25,5
Obere Amel	Amblève	5
Pré de la Wamme	Marche-en-Famenne	24,5
Rechterbach	Saint-Vith	129,5
Ruisseau de Mellier	Neufchâteau	73
Tournailles	Philippeville	79,5
Vallée de l’Hermeton	Philippeville	8
Vallée de la Hulle (2 sites)	Gedinne	79
Vallée de la Vierre	Bertrix	28
Vis Près	Gedinne	36

Une part non-négligeable des barrages inclus dans l’analyse se retrouvent dans des milieux forestiers où les plans d’eaux ne sont pas directement visibles. Il est choisi de ne pas les inclure étant donné que les images Sentinel-2 ne les discriminent pas de manière suffisante. Ceci ne concerne que les plans d’eau totalement invisibles mais pas ceux qui sont potentiellement entourés de végétation arborée. Après avoir calibré le modèle sur le barrage hydroélectrique de Coö, 5 réserves sont extraites au moyen d’un échantillonnage complètement aléatoire afin d’affiner le modèle sur les barrages de castors (*tableau 3*).

4.2 Acquisition des données Sentinel-2

Les images satellites mobilisées proviennent de la constellation Sentinel-2 qui fait partie du programme Copernicus de l’agence spatiale européenne “ESA”. Le but de cette mission est d’assurer une continuité des données d’images multispectrales à haute résolution avec les programmes LANDSAT et SPOT. Les deux satellites “Sentinel-2A et Sentinel-2B” qui la

composent présentent un phasage de 180° permettant ensemble à un passage à intervalle de 5 jours à l'équateur (Phiri et al., 2020). Leur orbite est héliosynchrone avec comme altitude orbitale moyenne 786km et une inclinaison de 98.5° (Main-Knorn et al., 2017). Les images ainsi captées comprennent 13 bandes spectrales distinctes présentant 3 niveaux de résolutions spatiales. Celles présentant une résolution de 10m sont les plus intéressantes dans le cadre du présent mémoire (tableau 4). Le "MSI" ou instrument multispectral de Sentinel-2 possède deux capteurs distincts entre le VNIR ("visible and near-infrared") et le SWIR. Le premier correspond aux 10 premières bandes et le second aux 3 dernières. La couverture globale à une fréquence temporelle réduite ainsi que son libre accès font des images Sentinel-2 des outils particulièrement intéressant à mobiliser dans le cadre de la recherche scientifique.

TABLE 4 – Présentation des 13 bandes spectrales caractéristiques de la constellation Sentinel-2.

Bande spectrale	Centre (nm)	Largeur (nm)	Résolution spatiale (m)	Description
B1	443	20	60	Côtière/Aérosol
B2	490	65	10	Bleu
B3	560	35	10	Vert
B4	665	30	10	Rouge
B5	705	15	20	Marge rouge 1
B6	740	15	20	Marge rouge 2
B7	783	20	20	Marge rouge 3
B8	842	115	10	NIR
B8a	865	20	20	NIR étroit
B9	945	20	60	Vapeur d'eau
B10	1375	30	60	SWIR 1
B11	1610	90	20	SWIR 2
B12	2190	180	20	SWIR 3

Les images Sentinel-2 utilisées pendant le mémoire sont extraites à partir d'un script Javascript au sein de l'interface "Google earth engine". La détection des nuages est une composante cruciale de l'extraction des données. Dans ce cadre, la bande QA60 est mise à profit (tableau 5). Celle-ci est formée de la bande bleue et de deux bandes SWIR et possède une résolution de 60m (Li et al., 2021; Corbane et al., 2020). Les variables nuages opaques et les cirrus sont obligatoirement égales à 0 indiquant des conditions atmosphériques claires (tableau 5). Les images sont exportées à la résolution de 10m et en Lambert 72.

TABLE 5 – Étapes de correction atmosphérique et détection des nuages (Louis & ESA, 2023)

Étape	Description
1	Correction atmosphérique
2	Seuil sur la réflectance de la B2 pour la détection des nuages opaques
3	Seuil sur B10 avec modulation en fonction de l'élévation
4	Calcul de l'indice de neige
5	Affinement des masques de nuages
6	Morphologie mathématique

4.3 Modèle numérique de terrain

Le modèle numérique de terrain utilisé provient de la campagne LiDAR de 2013-2014 effectuée en Wallonie. Les vols se sont déroulés, sauf contrordre du SPW, entre le 12 décembre 2012 et le 9 mars 2014. Une seul vol a été réalisé en 2012. Les données ont été récoltées de l'ouest vers l'est de la Wallonie. Le *tableau 6* présente les critères techniques liés à cette campagne LiDAR (SPW, 2015).

L'eau absorbant en quasi totalité l'onde émise par le capteur LiDAR, cette classe est caractérisée par une absence de points. En effet, la longueur d'onde se trouve dans le proche infrarouge et celle-ci est communément de 1064nm pour le LiDAR terrestre. Dans le but d'obtenir une continuité sur le territoire wallon, une interpolation a été réalisée pour les zones aquatiques.

TABLE 6 – Description de la donnée LiDAR de la campagne 2013-2014.

Critère technique	Valeur
Altitude	1015-1550m
Densité	0,8 pulse/m ²
Emprise au sol du capteur	0,45m
Résolution planimétrique	< 1m
Précision altimétrique	0,12m

Le modèle numérique de terrain de la campagne 2021-2022 possède une résolution planimétrique plus faible que celle de 2013-2014 avec 0,5m. Cependant, une majorité des plans d'eau étudiés existaient déjà à cette date. Comme expliqué précédemment, une interpolation est utilisée au-dessus de l'eau. Après questionnement auprès du gestionnaire de la donnée Li-

DAR, l'interpolation est effectuée avec les plus proches voisins. Bien qu'utile pour garantir une continuité, cette manipulation introduit des artefacts sur le DEM comme montré dans la *figure 3* ci-dessus. Le choix de ne pas utiliser le DEM 2021-2022 est aussi motivé par des questions d'ajustement du modèle. En effet, si la hauteur donnée par l'interpolation est supérieure à la hauteur réelle, le modèle ne convergera pas vers une solution pertinente.

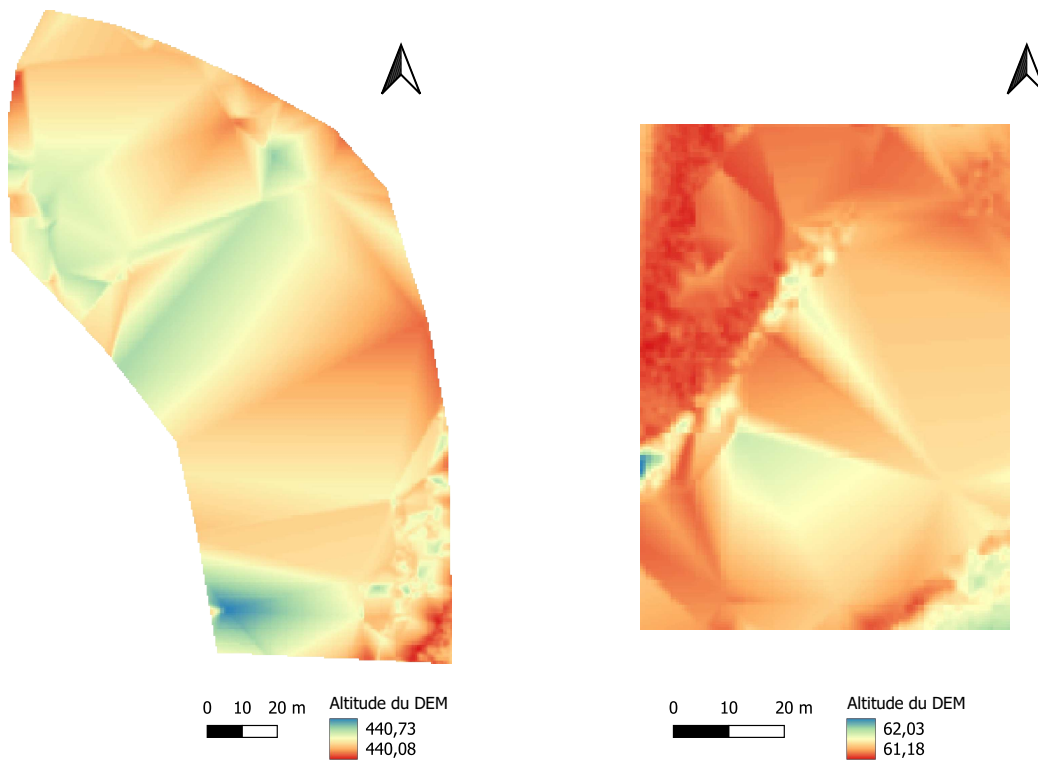


FIGURE 3 – *Exemples d'artefacts liés à l'interpolation des valeurs du DEM pour les plans d'eau.*

4.4 Application de la "Point spread function"

Communément, la résolution spatiale réelle des images satellites est déterminée par la résolution au sol. Cependant, la fonction d'étalement du point ou "PSF" en anglais ne peut pas être ignorée et est d'autant plus importante lorsque des méthodes sous-pixels comme l'unmixing, SMA, MESMA sont utilisées. L'hypothèse liée à l'application de la point spread function explique que la valeur de chaque pixel est en fait une somme pondérée des contributions du pixel en question mais également de ses voisins (Wang et al., 2018). La PSF ajoute donc une incertitude quant aux informations originaires du satellite et influence grandement les résultats des opérations de classification sous-pixels. La "PSF" a comme origine les différentes propriétés physiques et optiques du capteur utilisé, mais aussi des effets atmosphériques et du rééchantillonnage (Huang et al., 2002). Son influence sur les résultats du démixage de pixels a été démontrée, et l'application de la PSF permet d'obtenir des résultats plus fiables (Wang et al., 2018). Communément, la PSF d'un système optique est modélisée par une fonction gaussienne bidimensionnelle.

L'estimation de la PSF mobilise des méthodes variées au sein de la littérature. On peut citer deux grandes approches, une se basant sur la décomposition de la PSF bidimensionnelle en deux "line spread function" ou "LSF" selon les deux directions caractérisant le satellite à partir de la mesure de la "edge spread function" ou "ESF" (Campagnolo & Montano, 2014; Pagnutti et al., 2010). On peut définir la direction qui décrit le trajet orbital du satellite autour de la Terre comme la direction "along track". Le mouvement de balayage du capteur du satellite décrit la seconde direction perpendiculaire à la première, la direction "across track". La PSF est alors décomposée en deux LSF unidimensionnelle comme $PSF = LSF_x \times LSF_y$. La mesure de la ESF peut se faire au moyen de cibles spécifiques naturelles ou artificielles présentant des contrastes marqués. Radoux et al. (2016) a utilisé les limites entre des cultures avec un sol nu et celles qui sont cultivées en choisissant des emplacements pertinents par rapport à l'angle du satellite pour estimer les LSF au moyen de la ESP grâce à des fonctions de Fermi modifiées (Radoux et al., 2016; Wenny et al., 2015). Les résultats permettent alors de définir la PSF et notamment la FWHM (Full Width at Half Maximum) qui est souvent définie comme la résolution empirique du capteur (Radoux et al., 2016).

Une seconde méthode d'estimation de la PSF passe par l'utilisation de la fonction de transfert de modulation ou "MTF". La "PSF" est intimement liée à la MTF (Pagnutti et al., 2010; Valenzuela & Reyes, 2019). En effet, celle-ci correspond à la transformation de Fourier de la "PSF" selon la fréquence spatiale k (Waldner et al., 2018) :

$$MTF(u, v) = \mathcal{F}\{PSF(x, y)\}(k)$$

$$\text{MTF}(u, v) = \sqrt{2\pi\sigma^2} \exp(-2\pi^2 k^2 \sigma^2)$$

Elle est utilisée comme indicateur de la résolution spatiale (Waldner et al., 2018). La MTF est souvent définie comme la capacité d'un système à maintenir un contraste entre des barres noires et blanches dont la largeur diminue progressivement, ce qui est aussi équivalent à mesurer la netteté d'un capteur. Dans le cas de Sentinel-2, la PSF est calibrée avec des valeurs de MTF à la fréquence de Nyquist f_N (figure 4) qui permettent de déterminer l'écart-type de la fonction gaussienne (ESA, 2023). Pour une fréquence spatiale donnée f_i , la f_N est définie comme :

$$f_N = \frac{f_i}{2}$$

Plus la MTF est élevée à la fréquence de Nyquist, plus l'image est considérée comme nette. Les valeurs minimales des MTF sont gardés pour les deux directions "along track" et "across track" dans le spectre VNIR et valent souvent entre 0,15 et 0,3 (Waldner et al., 2018; Li et al., 2023; ESA, 2023).

Comme expliqué auparavant, l'introduction de cette incertitude se fait régulièrement grâce à un filtre gaussien (Al-amri et al., 2010). Cette fonction bidimensionnelle contient les deux directions possibles du satellite (figure 5). Si l'on reprend la première approche d'estimation de la PSF, la résolution spatiale empirique est souvent définie comme étant la largeur à mi-hauteur de la fonction ou la "FWHM" ("Full Width at Half Maximum") de la PSF (Radoux et al., 2016). En considérant une résolution théorique de 10m, le σ vaut $\frac{10}{2,355}$, et la moyenne utilisée est nulle (Fedorov et al., 2006). La valeur de 2,355 est une propriété de la fonction gaussienne. Si l'on pose que A est l'amplitude de la fonction gaussienne, alors $A/2$ vaut la FWHM, et l'équation qui permet d'isoler l'écart-type donne un résultat de :

$$\sigma = \frac{\text{FWHM}}{2\sqrt{2\ln 2}}$$

La valeur au dénominateur étant constante, cela donne un écart-type de :

$$\sigma \approx \frac{\text{FWHM}}{2,355}$$

.

La PSF peut alors être définie par une fonction gaussienne à deux dimensions représentant les deux directions "across track" et "along track" qui définissent le mouvement du satellite :

$$\text{PSF}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

où :

x : direction "across track"

y : direction "along track"

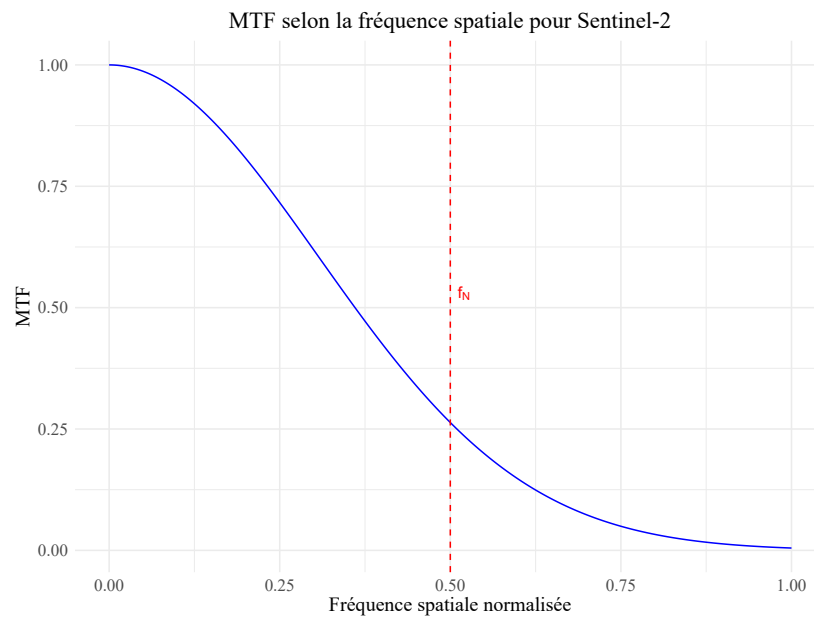


FIGURE 4 – Fonction représentant la fonction de modulation de transfert ou MTF et sa fréquence de Nyquist f_N . Plus la valeur de la MTF à la f_N est élevée , plus l'image est considérée comme nette.

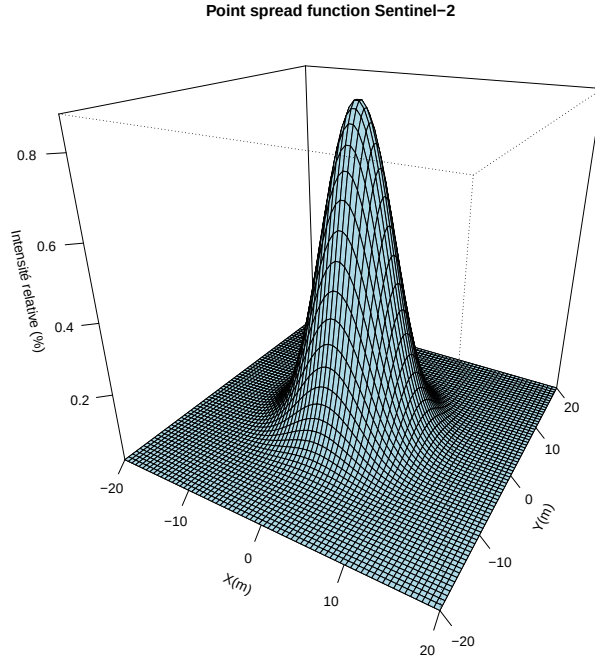


FIGURE 5 – Fonction gaussienne représentant la "PSF" des images satellites avec une moyenne nulle et un (σ) de $\frac{10}{2.355}$.

4.5 MESMA

La MESMA ou “multiple endmember spectral mixture analysis” est une méthode de démixage de pixels qui fait partie de la famille des modèles linéaires SMA ([Keshava & Mustard, 2002](#)). La SMA a comme hypothèse que chaque pixel “mixé” peut être décomposé en une combinaison linéaire des endmembers purs le composant. Cependant, MESMA présente une approche où chaque pixel est analysé et modélisé indépendamment, permettant d’utiliser un nombre et des types différents d’endmembers pour chaque pixel de l’image ([Fernández-García et al., 2021](#); [Quintano et al., 2017](#)). En conséquence, les problèmes de surajustement liés au nombre fixé à priori d’endmembers de la SMA traditionnelle sont évités. La meilleure spécificité de cette analyse en font une méthode intéressante pour détecter les pixels d’eau mixés ([Wang et al., 2023](#); [Fraser et al., 2024](#)). Avant d’exécuter ce type d’analyse, il est crucial de déterminer pertinemment les endmembers à utiliser lors de l’unmixing ([Somers et al., 2011](#)). Ils sont choisis minutieusement en prenant en compte le contexte de l’image analysée et le nombre peut éventuellement varier. Il est aussi primordial de prendre en compte l’impact de la PSF sur ces résultats. Il est ici choisi de l’appliquer sur les images avant d’extraire les spectres de réflectance ([Wang et al., 2018](#)).

La prochaine étape d’une analyse MESMA consiste à déterminer les spectres utilisés

pour l'unmixing. Ceux-ci peuvent provenir de bibliothèques spectrales de références ou ils sont construits manuellement à partir de la zone d'étude. C'est cette dernière approche qui est choisie. L'utilisation des libraires spectrales libres comme AVIRIS, ASTER ou encore ECOSTRESS pourrait se justifier également (Cheng et al., 2020; Meerdink et al., 2019). Cependant, étant donné la grande variabilité des plans d'eau en termes de dimensions et d'envahissement par la végétation, l'approche manuelle semble la plus pertinente. Dans le but d'extraire les données multispectrales, deux méthodes distinctes sont testées (Zomer et al., 2009). Premièrement, des polygones d'entraînement et de validation présentant des pixels considérés comme purs sont élaborés et une classification de type "Random Forest" est ensuite appliquée. Celle-ci est directement appliquée dans l'environnement R au moyen de l'outil "Orfeo ToolBox" (Grizonnet et al., 2017). Une grille de points réguliers peut alors extraire les données multispectrales ainsi que l'information de l'occupation du sol relative à chaque point. L'effort d'échantillonnage n'est donc pas constant dans chaque classe étant donné qu'il est conditionné par l'image étudiée. Le spectre final contient alors la moyenne des valeurs des pixels pour chaque bande spectrale de l'image Sentinel-2 de départ. La seconde méthode consiste à extraire directement le spectre des "endmembers" des polygones construits. Il est alors déterminant que les polygones ne contiennent que des pixels purs. Il est cependant important de considérer que même des pixels considérés comme purs présentent aussi une variabilité naturelle (Song, 2005). En effet, même l'eau peut présenter des variations de signatures spectrales au cours des saisons. La *figure 6* montre un exemple de spectre avec 3 endmembers d'intérêt.

Les fractions spectrales (a_i) peuvent être obtenues en résolvant le système linéaire :

$$R_k = \sum_{i=1}^n a_i \cdot E_{i,k} + \varepsilon_k \quad (1)$$

Où :

R_k : Réflectance à la longueur d'onde k

a_i : fraction de l'endmember i

$E_{i,k}$: Réflectance de l'endmember i à la longueur d'onde k

ε_k : terme d'erreur résiduel à la longueur d'onde k

Signatures spectrales de 3 classes d'occupations du sol

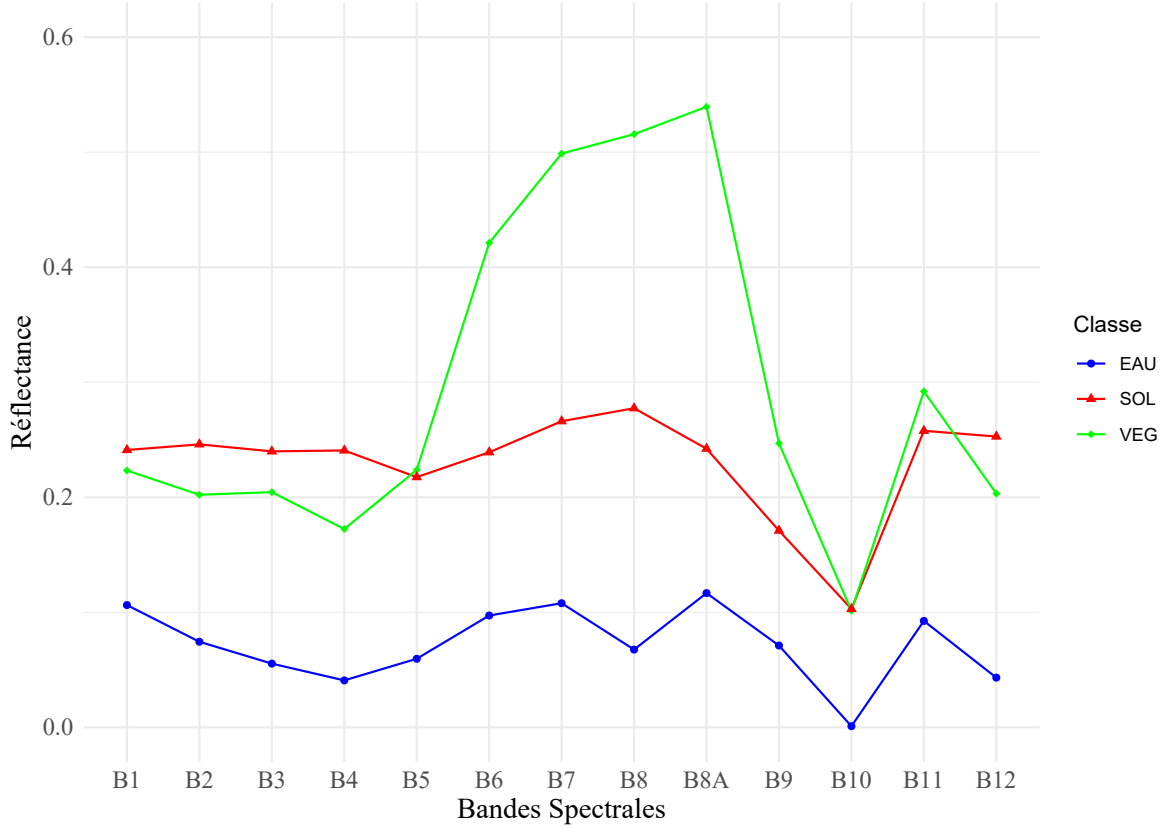


FIGURE 6 – Exemple d’un spectre de réflectance avec 3 trois classes d’intérêt.

La fonction “MESMA” du package “RStoolbox” spécialisé dans l’analyse de données de télédétection est utilisée pour le démixage des images Sentinel-2 (Leutner et al., 2024). La sortie de cette fonction donne un SpatRaster contenant autant de couches que d’endmembers choisis à priori ainsi qu’une couche d’erreur qui donne la racine de l’erreur quadratique moyenne ou “RSME”. La méthode d’ajustement de la MESMA est une régression par les moindres carrés partiels non-négatifs (“NNLS”) mettant en jeu un algorithme séquentiel par coordonnées (“SCA”) (Franc et al., 2005). le SCA permet de traiter chaque variable de manière indépendante en gardant les autres constantes ce qui se révèle être très intéressant dans le cas où le nombre et le type d’endmembers n’est pas fixe. L’ajustement comprend donc une approche itérative où le meilleur modèle est retenu sur base du RMSE (Somers et al., 2011).

L’optimisation de la régression linéaire avec contrainte de non-négativité (NNLS) peut être formulée comme suit : où :

$$\min_{\mathbf{x} \geq 0} \frac{1}{2} \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|^2 \quad (2)$$

x : Vecteur des poids

A : Matrice des caractéristiques

b : Vecteur des cibles

L'algorithme séquentiel par coordonnées (SCA) permet de générer des solutions indépendamment des variables $x^{(0)}, x^{(1)}, \dots, x^{(t)}$ qui convergent vers un optimum x^* .

La formule de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) est définie comme suit :

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{B} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

où :

B : Nombre total de bandes spectrales

y_i : La valeur réelle de l'observation

$\hat{y}_i$: La valeur prédite de l'observation

4.6 Test préalable sur la barrage hydroélectrique de Coo

Avant d'appliquer le modèle construit sur les barrages de castor à étudier, un entraînement est effectué sur un des bassins supérieurs de la centrale hydroélectrique de Coo. Le premier objectif est de détecter avec précision la présence d'eau dans les pixels de l'image Sentinel-2 grâce à la méthode MESMA présentée ci-dessus. Trois classes d'occupations du sol ont été utilisées : l'eau, le sol nu, la végétation. Ensuite, le résultat obtenu est comparé de deux manières différentes. Les 2 méthodes utilisent comme entrées les résultats de la MESMA et des raster illustrant différentes hauteurs d'eau connues dérivées du modèle numérique de terrain 2021-2022. Ces hauteurs sont extraites du DEM en appliquant une fonction de seuil correspondant à une certaine hauteur déterminée. Ces couches sont en conséquence sous une forme binaire.

La première méthode plutôt empirique cherche à effectuer une somme des valeurs des deux couches raster et à maximiser la valeur qui montre une présence d'eau simultanée tout en minimisant les valeurs d'absence. Ceci implique d'obtenir une couche binaire pour les résultats de la MESMA en appliquant un seuil arbitraire. Après examen de différents seuils, il est choisi de considérer celui de 0,6 qui présente le meilleur compromis visuel. Un filtre morphologique d'érosion et de dilatation est appliqué sur la couche résultant de la fonction de seuil. La valeur de pixels d'eau vaut 1 dans les deux couches. La valeur 2 indique la présence d'eau simultanée dans les 2 couches. Un algorithme de recherche de la hauteur qui maximise la surface de la valeur 2 tout en minimisant celle de 1 est appliqué et la sortie donne la hauteur ainsi déterminée. Dans cette méthode empirique, il est choisi de ne pas appliquer de PSF sur le DEM étant donné la résolution fine du DEM qui mènerait à une PSF avec un écart type égale à 0,21 si l'on applique la formule énoncée plus haut (*figure 5*).

La seconde méthode met en jeu une régression linéaire entre les pixels de la MESMA et de ceux de la couche de hauteur déterminée. Il est choisi d'utiliser le DEM 2021-2022 pour cette application étant donné que ce plan d'eau existait déjà bien avant 2013-2014. Le modèle numérique de terrain datant de la campagne 2021-2022 est rééchantillonné à la même résolution que la sortie MESMA (10*10m). La fonction "project" faisant appel à "GDAL warp" est utilisée pour rééchantillonner cette couche et l'argument "sum" également. En effet, La résolution d'entrée du DEM étant de 0,5m, appliquer une fonction de somme revient à calculer la proportion d'eau dans les carrés de 10m. Afin d'obtenir des couches qui ont subi les mêmes traitements, il est choisi d'appliquer également la même PSF que celle utilisée pour les images Sentinel-2 sur le DEM rééchantillonné à 10m (*figure 5*). Ceci permet de prendre en compte l'aggrégation des pixels de 0,5m de résolution vers une résolution de 10m. Après avoir vérifié que les deux couches présentent la même étendue et le même sys-

tème de coordonnées, une grille de points réguliers est construite avec un espacement de 5m, ce qui permet d'extraire le centre de chaque pixel. Les valeurs des deux couches d'entrées sont conservées dans une matrice en portant soin à l'appariement des pixels 2 à 2. Enfin, une régression linéaire permet de déterminer le coefficient de détermination R^2 pour chaque hauteur et l'algorithme d'optimisation retient le R^2 le plus élevé obtenu.

4.7 Calibration du modèle sur des plans d'eau de castor

La méthode de régression explicitée ci-dessus est retenue pour étudier la dynamique des barrages de castor au moyen de données Sentinel-2 et cette fois-ci, du DEM 2013-2014. L'ensemble de la méthodologie mobilisée est décrite dans la *figure 9*. La dynamique temporelle est étudiée jusqu'à l'année d'installation du plan d'eau ou à défaut jusqu'en 2018. Étant donné la forte hétérogénéité des milieux occupés par le castor par rapport au milieu étudié dans le test préalable, les spectres de réflectance sont construits manuellement. Les classes d'occupation du sol ne sont pas égales en termes de surface et l'eau n'est que rarement majoritaire. Dans ce cadre, il existe plus ou moins de pixels "purs" au sein de l'image. Chaque classe est échantillonnée de manière la plus représentative possible. Afin de faciliter la détection de l'eau, le NDVI et NDWI sont également inclus afin d'avoir encore plus de bandes spectrales de comparaison pour discriminer les classes d'intérêt.

Les barrages physiques sont matérialisés en fusionnant le fichier vecteur polyligne des barrages avec l'image Sentinel-2. Cette rasterisation est accompagnée du choix de la valeur de hauteur à imposer au barrage. Par hypothèse, il est choisi de fixer cette hauteur à 1 mètre au dessus du côté le plus haut du barrage mesuré sur le DEM. Dans le but de tester une multitude de hauteurs d'eau différentes, un catalogue de hauteurs d'eau est construit pour chaque réserve. L'intervalle d'altitude est choisi en fonction du contexte local de l'image et n'est pas constant. L'image Sentinel-2 est ensuite découpée pour ne retenir que le plan d'eau et le barrage ainsi qu'une marge autour de ceux-ci. La donnée DEM étant brute et non lissée, des biais liés aux plans d'eau peuvent subsister après l'interpolation. Pour éviter l'influence de potentiels arbres aux abords ou dans les plans d'eau, un tamisage poussé est imposé au catalogue des hauteurs d'eau. La démarche de rééchantillonnage est illustrée avec le DEM 2013-2014 sur la *figure 7*.

L'environnement du plan d'eau influence significativement sa discrimination par la technique MESMA. Tout d'abord, la présence de végétation arborée peut cacher totalement ou en partie le plan d'eau qui est alors difficilement détectable sur les images Sentinel-2. De plus, bien que les barrages aient tendance à s'agrandir avec le temps, la végétation aquatique flottante peut également introduire du bruit dans la détection de l'eau. Enfin, l'activité du

castor provoque l'inondation de surfaces adjacentes au lit de la rivière et provoque alors la mort des arbres aux alentours. Ceux-ci possèdent encore une signature spectrale différente de la végétation vivante, mais ils semblent moins interférer avec le démixage des pixels.

Dans le but de diminuer l'influence de cette végétation, une manipulation de l'image Sentinel-2 a lieu. Celle-ci consiste en premier lieu à estimer les fractions de végétation arborée au sein des pixels utilisés pour le modèle. Ensuite, une signature spectrale caractéristique de la végétation en question est recherchée au sein de l'image étudiée. Enfin, le produit de la fraction de végétation et de sa signature spectrale est soustrait à la valeur initiale du pixel selon la formule suivante :

$$E_{\text{modifié}}(i) = E_{\text{initial}}(i) - f_{\text{veg}}(i) \times S_{\text{veg}}$$

Où :

- $E_{\text{initial}}(i)$: le spectre initial du pixel dans l'image Sentinel-2,
- $f_{\text{veg}}(i)$: la fraction de végétation estimée au sein du pixel (i),
- S_{veg} : la signature spectrale caractéristique de la végétation recherchée.

La signature spectrale de la végétation arborée n'étant pas constante dans le temps et au cours des saisons, elle est extraite de chaque image. Dans le but de modifier les valeurs spectrales du l'image Sentinel-2, le plugin "Serval" au sein de l'interface QGIS est mobilisé. Celui-ci permet une modification manuelle simple des images et est facile à prendre en main.

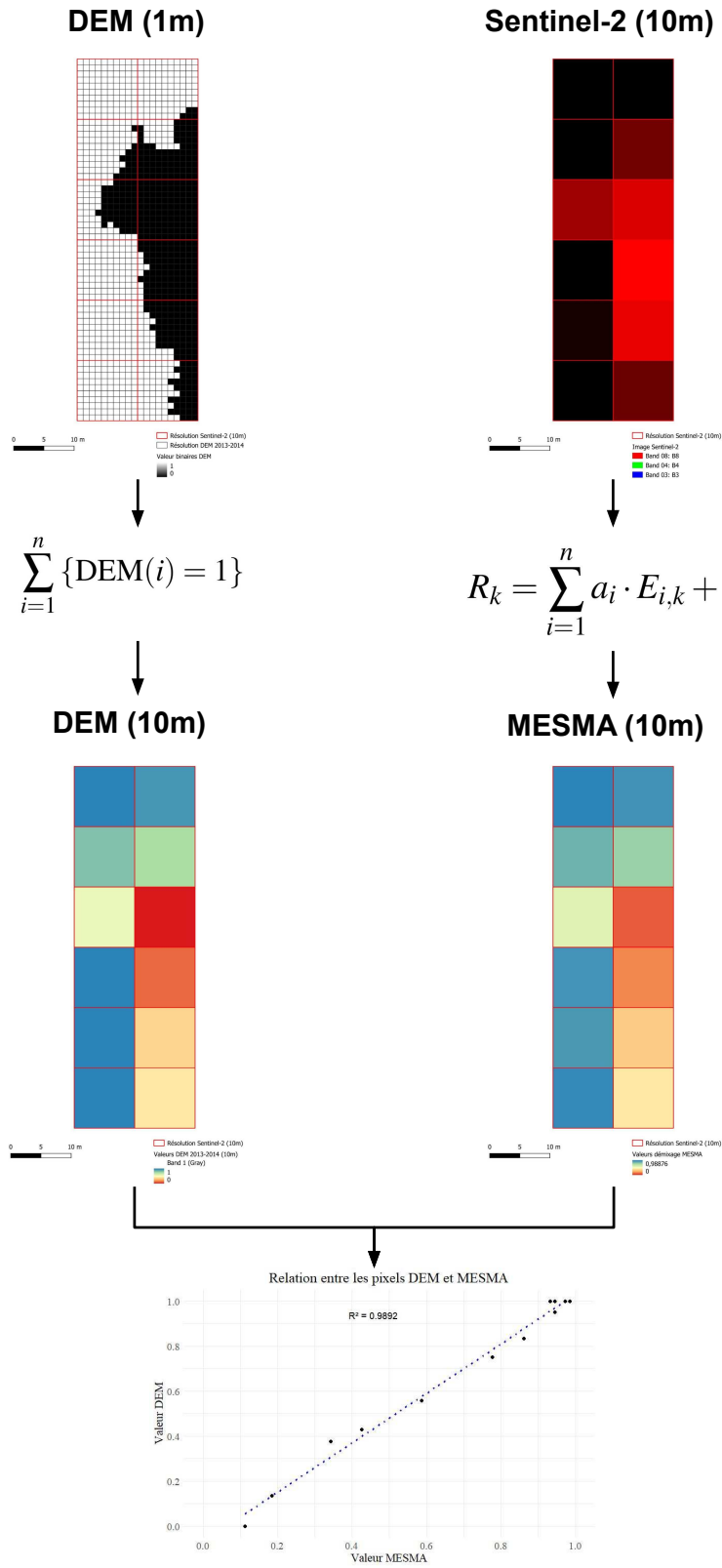


FIGURE 7 – Illustration du rééchantillonnage du modèle numérique de terrain et de sa comparaison avec les résultats du démixage des pixels Sentinel-2 au moyen d'un modèle MESMA.

4.8 Validation du modèle sur des plans d'eau de castor

Après avoir calibré le modèle retenu sur des images datant de 2018 et 2023, une double validation est effectuée. Celle-ci met en jeu les orthophotos de 2018 à 2023 ainsi que le modèle numérique de terrain de 2013-2014. Au moyen des métadonnées fournies par le maillage et le tuilage des orthophotos, la date de prise de vue de l'image peut être déterminée précisément. Des images Sentinel-2 les plus proches possibles de cette date sont alors extraites de Google-earth-engine comme lors de l'étape de calibration (*tableau 7*). Le modèle de régression est appliqué sur ces images et les résultats sont conservés et comparés à 2 autres sorties. La validation des résultats est opérée pour les deux années extrêmes, 2018 et 2023 pour chaque site étudié.

TABLE 7 – Date de prises de vues des deux orthophotos utilisées comme renseigné par le maillage avec les dates des images Sentinel-2 sélectionnées. Celles-ci correspondent aux images les plus proches possible de la date de prise de vue des orthophotos.

Site	Date ortho 2018	Sentinel-2 2018	Date ortho 2023	Sentinel-2 2023
Rechterbach	26/06/2018	24/06/2018	25/06/2023	17/06/2023
Emmels	26/06/2018	29/06/2018	25/06/2023	22/06/2023
Lasne	01/07/2018	04/07/2018	29/06/2023	22/06/2023
Bec du Feyi	01/07/2018	04/07/2018	31/05/2023	02/06/2023
Glain	26/06/2018	24/06/2018	25/06/2023	17/06/2023

Premièrement, le DEM retenu résultant du modèle de régression est comparé directement au plan d'eau visible sur l'orthophoto correspondant. Afin de construire une matrice de distance, environ 10-15 points sont disposés sur les bords du plan d'eau visible sur l'orthophoto et comparé au polygone brut du DEM retenu à un mètre de résolution. Le polygone du DEM est converti en ligne pour plus de facilités. La matrice considère des distances négatives si les points de l'orthophoto sont situés à l'intérieur du polygone issu de la régression et positives s'ils sont à l'extérieur.

Deuxièmement, une altitude maximale où de l'eau libre est observée sur l'orthophoto est recherchée. Cette valeur est ensuite utilisée pour produire un DEM avec comme seuil l'altitude maximale observée. Une démarche similaire au premier point est utilisée pour comparer l'orthophoto et le DEM résultant. Ceci permet de construire une matrice de distance selon la position du point par rapport au polygone. Le polygone est également utilisé comme référence et les distances sont considérées négatives si les points de l'orthophoto sont situés à l'intérieur du polygone d'altitude maximale et positives s'ils sont à l'extérieur. La calculatrice

de champ est utilisée pour déterminer la position du point par rapport aux lignes du polygone et mesure la distance au plus proche voisin par rapport aux lignes. La syntaxe utilisée est explicitée ci-dessous :

$$d = \begin{cases} -\text{distance}(\$geometry, \text{geometry}(\text{get_feature}('DEM_LINES', 'id', 1))) & \text{si} < \text{référence} \\ \text{distance}(\$geometry, \text{geometry}(\text{get_feature}('DEM_LINES', 'id', 1))) & \text{si} > \text{référence} \end{cases} \quad (4)$$

La matrice de distances construite est alors composée de 3 distances différentes. Elles sont présentées sous la forme de moyennes pour l'image étudiée. Il existe tout d'abord "d_R-O" qui représente la distance entre les points digitalisés manuellement sur les orthophotos et le polygone retenu par le modèle de régression. Ensuite, la distance "d_MAX-O" symbolise la distance entre les points de l'orthophoto et le polygone trouvé en cherchant l'altitude max où de l'eau est visible sur l'orthophoto. Enfin, implicitement, la distance moyenne "d_R-MAX" est calculée par construction comme montré sur le schéma de la *figure 8* ci-dessous. La référence est, dans ce cas, le polygone de régression et les distances sont comptées négativement vers l'intérieur de ce polygone et positivement vers l'extérieur.

Schéma représentant la mesure des distances pour l'étape de validation

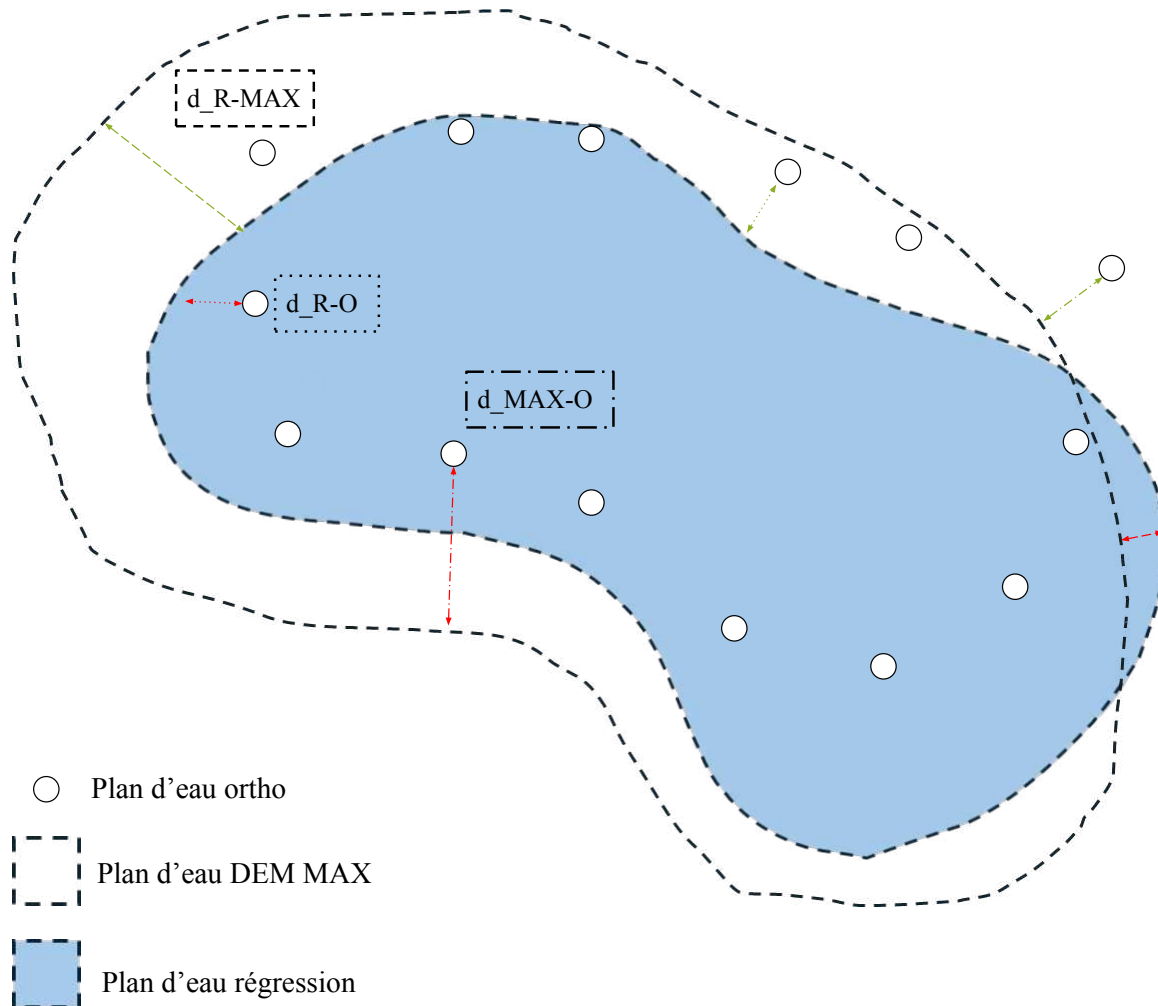


FIGURE 8 – Illustrations des distances mesurées lors de la validation des résultats. Les trois distances mesurées sont représentées avec des symboles différents. La couleur **rouge** montre une distance considérée négative et la couleur **verte** une distance positive. Chaque distance est illustrée avec deux cas de figures mais tous ne sont pas représentés.

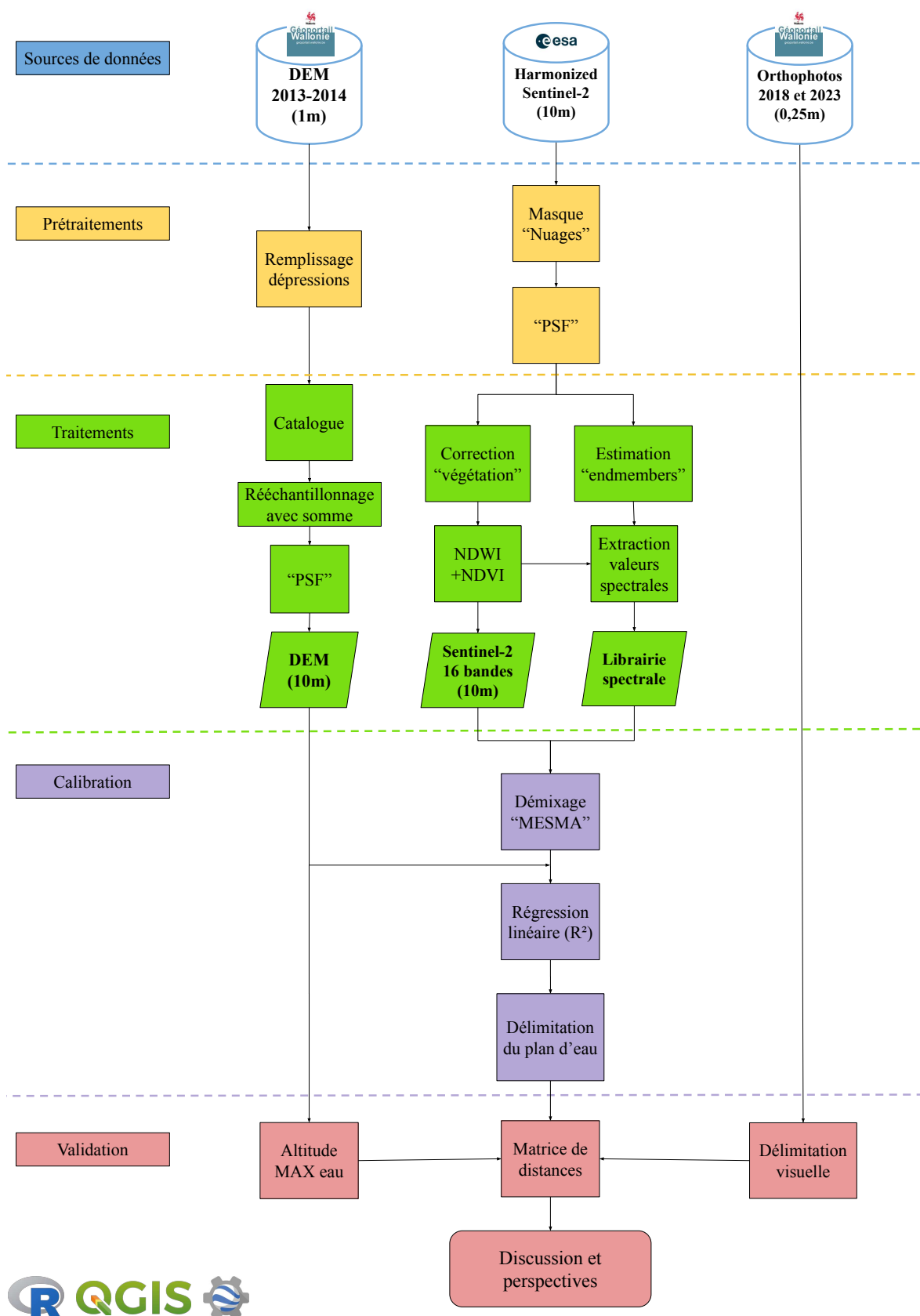
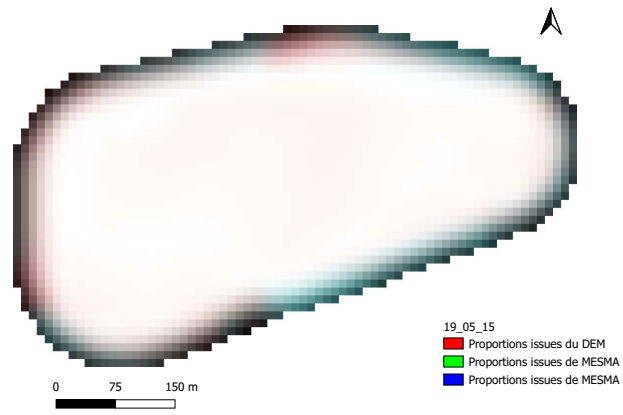


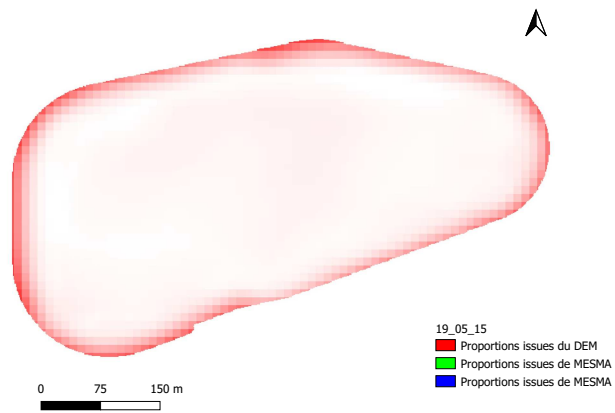
FIGURE 9 – Synthèse de la méthodologie suivie sous forme d'un organigramme.

5 Résultats

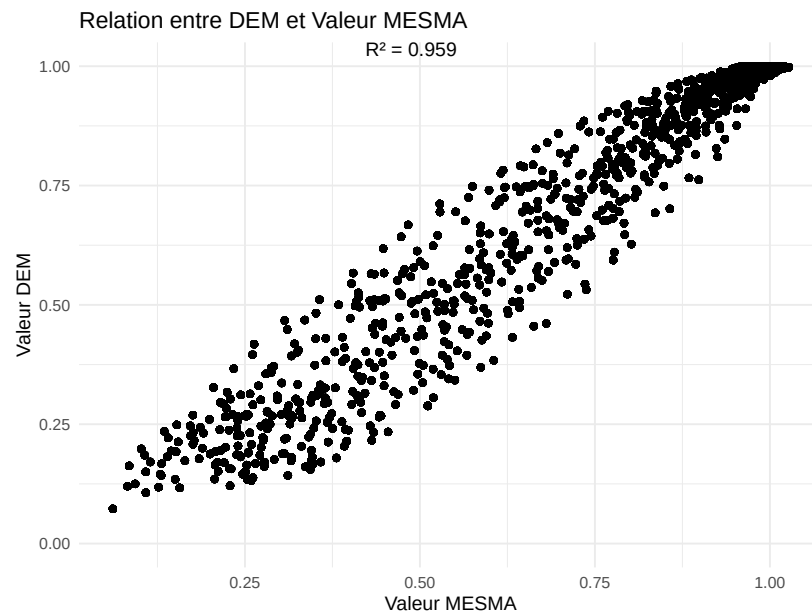
5.1 Calibration sur le barrage de Coo



(a) Approche Régression

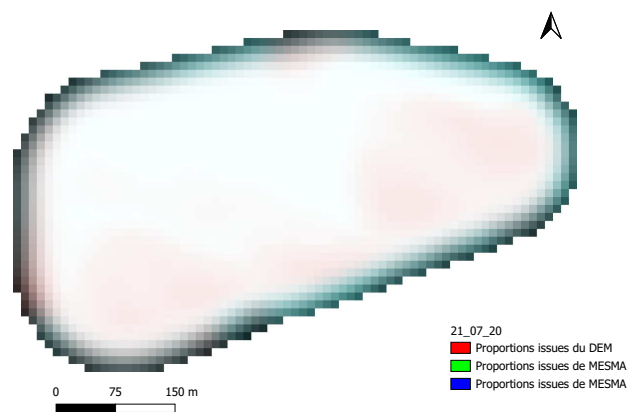


(b) Approche binaire

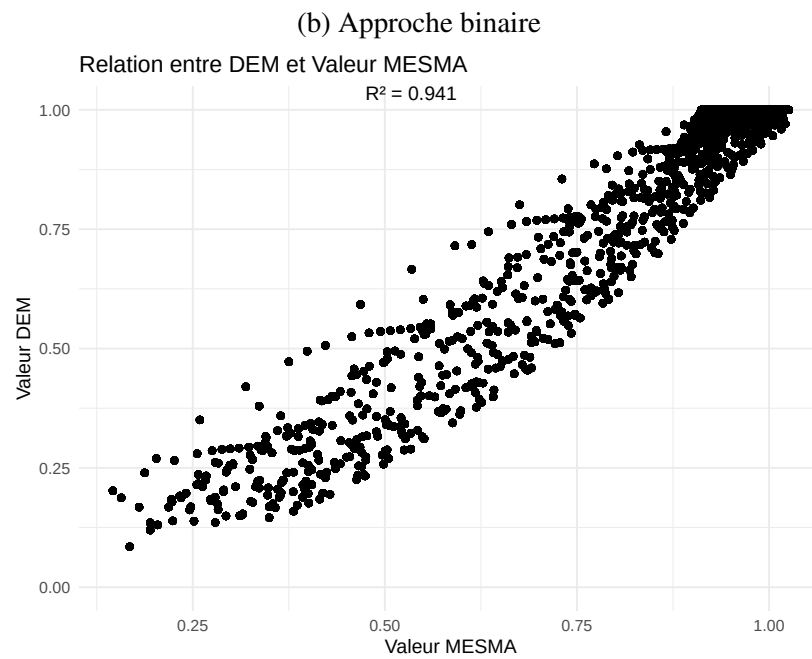
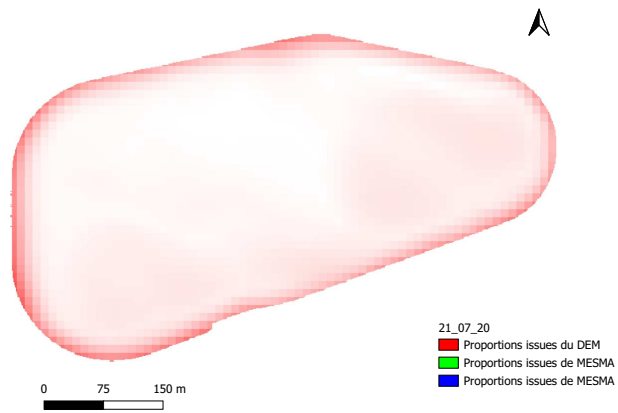


(c) Régression linéaire

FIGURE 10 – Comparaison des 2 méthodes d'estimation de la hauteur d'eau pour l'image "19_05_15".

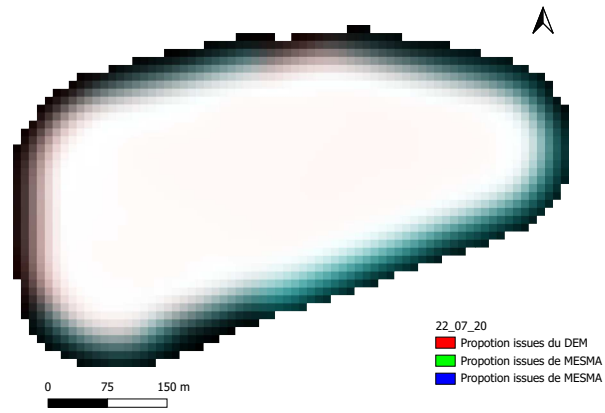


(a) Approche régression

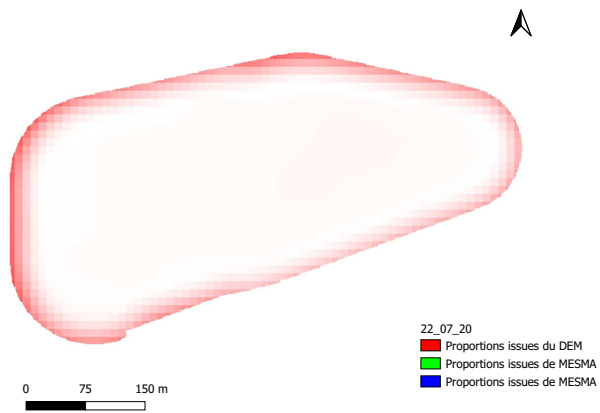


(c) Régression linéaire

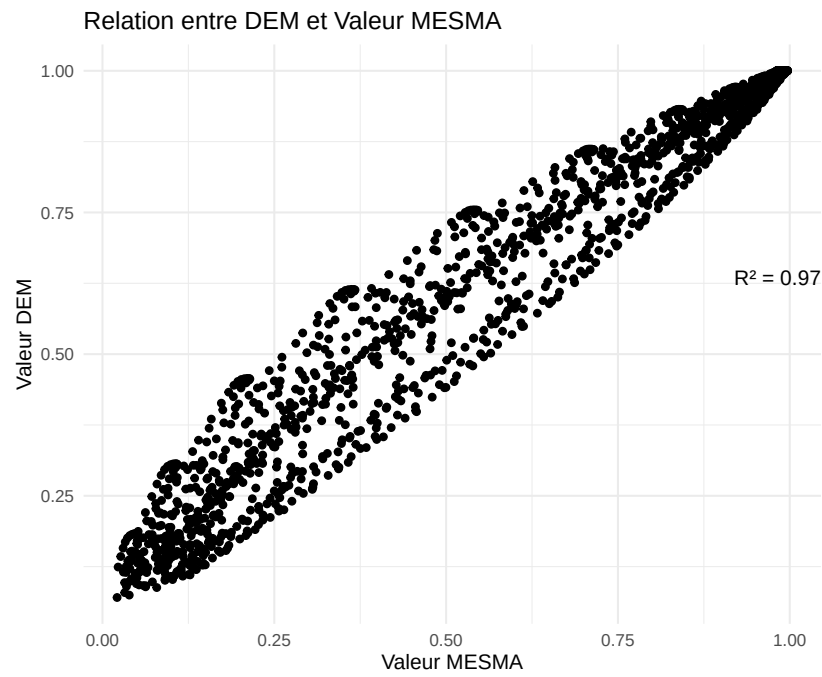
FIGURE 11 – Comparaison des 2 méthodes d'estimation de la hauteur d'eau pour l'image "21_07_20".



(a) Approche régression

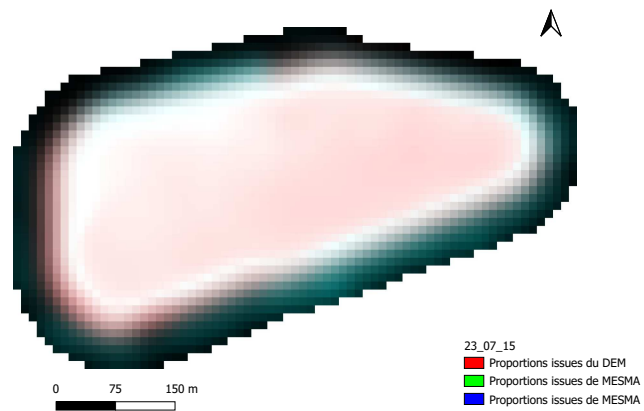


(b) Approche binaire

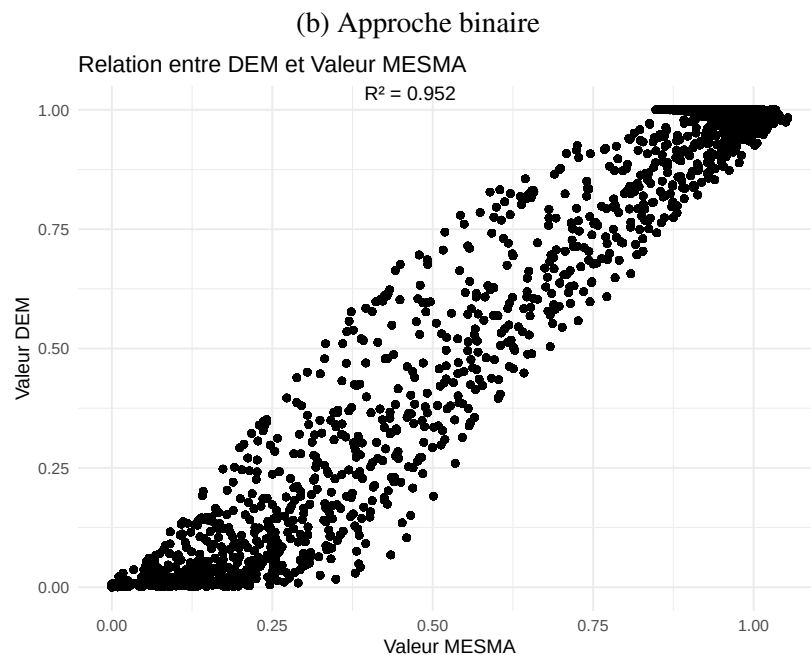
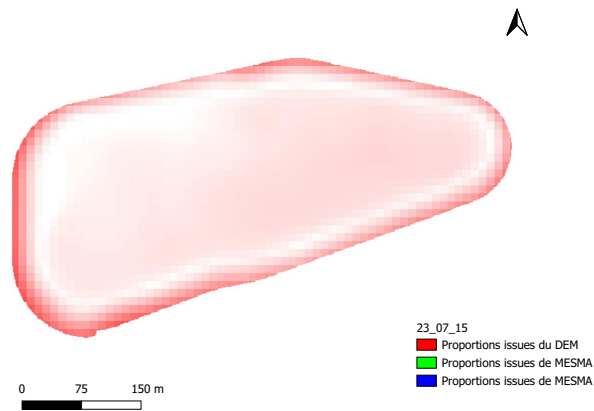


(c) Régression linéaire

FIGURE 12 – Comparaison des 2 méthodes d'estimation de la hauteur d'eau pour l'image "22_07_20".



(a) Approche régression



(c) Régression linéaire

FIGURE 13 – Comparaison des 2 méthodes d'estimation de la hauteur d'eau pour l'image "23_07_15".

Les suites de 3 figures par image présentées ci-dessus montrent deux compositions colorées et une régression linéaire. Les figures *a)* et *b)* exposent une composition RGB avec comme bande rouge les proportions du modèle numérique de terrain et en vert et bleu celles de la MESMA. Une couleur blanche indique donc un bon ajustement entre les 2 sources de données alors que le rouge montre que le DEM présente des valeurs supérieures à la MESMA. Les résultats bruts de la MESMA et de la méthode binaire sont présentés dans l'*Annexe A*.

TABLE 8 – Paramètres quantitatifs liés à la méthode de régression appliquée pour les 4 images du barrage de Coö. Pour chaque image les altitudes (**A_R** et **A_B**) des deux méthodes assorties des surfaces résultantes (**S_R** et **S_B**) sont présentées en plus des paramètres d'ajustement **R²** et **RMSE**.

Image	A_R (m)	S_R (ha)	A_B (m)	S_B (ha)	R ²	RMSE
S2_19_05_15	502,0	19,45	500,0	18,75	0,9594	0,0024
S2_21_07_20	502,5	19,63	502,5	19,63	0,9405	0,0017
S2_22_07_20	492,5	16,13	492,0	15,96	0,9699	0,0028
S2_23_07_15	488,0	14,65	488,0	14,65	0,9520	0,0037

Le *tableau 8* explicite les différences obtenues entre les 2 techniques utilisées pour déterminer l'altitude de l'eau et le coefficient de détermination le plus élevé obtenu par la technique de la régression. Toutes les images montrent des **R²** au dessus de la valeur de 0,9 avec une moyenne sur les 5 images de 0,9548. La **RMSE** peut être exprimée en pourcentage comme les bornes de la MESMA se situent entre 0 et 1. Celle-ci est également toujours inférieure à 1% avec une moyenne 0,0021 ou 0.21%.

En comparant les approches binaire et régression utilisées pour déterminer l'altitude de l'eau d'un des bassins du barrage de Coö, les résultats obtenus sont relativement similaires bien que des tendances se dessinent pour les deux méthodes mobilisées. Il est constaté que quelle que soit l'image, la technique binaire retient des altitudes soit inférieures ou égales par rapport à l'approche régression. Pour 2 des 4 images (S2_21_07_20 et S2_23_07_15), la hauteur retenue est identique quelle que soit la méthode (*figure 11* et *13*).

Pour l'image "S2_19_05_15", la méthode binaire retient une hauteur inférieure de 2m par rapport à la régression malgré une bonne qualité initiale du modèle MESMA (*figure 10*). L'observation du graphique de régression montre peu de points présents proches de l'origine (*figure 10c*).

L'image datant de 2021 ("S2_21_07_20") présente quelques artefacts matérialisés par les courbes de points en arcs-de-cercle au-dessus du graphique de régression (*figure 11*). De plus, des effets de bord sont observés et le graphique de régression montre peu de valeurs proches de l'origine du graphique (*figure 11c*). Les plages rougeâtres témoignent de proportions du DEM supérieures à celles du démixage MESMA.

En ce qui concerne l'image "S2_22_07_20", les hauteurs obtenues sont proches avec 492,5m pour la régression et 492m pour l'approche binaire (*figure 12*). Cette image possède

la régression avec le R^2 le plus élevé et le meilleur ajustement "visuel" avec un rassemblement des points aux 2 extrémités montrant que les valeurs faibles et élevées de DEM et MESMA sont correctement appréhendées par le modèle de régression. Ceci est confirmé par les compositions colorées respectives qui arborent des teintes blanches uniformes (*figures 12b et 12a*).

La composition colorée de l'image S2_23_07_15 montre que la hauteur réelle est probablement inférieure à celle obtenue par les deux méthodes (*figure 13*). En effet, les proportions du DEM sont bien souvent supérieures à celles de la MESMA. Ceci démontre que l'altitude retenue est encore trop élevée par rapport à la réalité, mais le DEM ne permet pas d'obtenir des altitudes plus faibles.

5.2 Calibration sur des plans d'eau liés à l'activité du castor européen

5.2.1 Paramètres liés au modèle MESMA et à la régression linéaire

Pour chacun des 5 sites étudiés, 6 à 7 images sont analysées pour la calibration en fonction de la disponibilité d'images pour l'année 2024. Une seule image exploitable a été trouvée pour cette année. De plus, 2 images supplémentaires par sites ont été analysées pour une double validation. La méthode d'analyse retenue est celle de la régression comme présentée lors du test préalable sur le barrage hydroélectrique de Coo. La méthodologie suit la figure présentée ci-dessus (*figure 9*). Les résultats et illustrations bruts sont présentés dans les *Annexes B et C*.

TABLE 9 – Paramètres quantitatifs liés à au R^2 de l'ajustement du modèle de régression en cas de présence de plan d'eau. Le tableau présente le nombre d'images Sentinel-2 utilisées par le modèle (Nb_S2), la valeur moyenne du R^2 trouvée ($\overline{R^2}$), sa médiane ($\widetilde{R^2}$) les valeurs minimum et maximum (R^2_m , R^2_M) ainsi que la variance associée (σ^2).

Nb_S2	$\overline{R^2}$	$\widetilde{R^2}$	R^2_m	R^2_M	σ^2
38	0,7205	0,7848	0,2251	0,9601	0,0438

La moyenne générale du critère d'ajustement R^2 pour le modèle de régression entre le modèle de démixage des pixels MESMA et le modèle numérique de terrain rééchantillonné atteint 0,7205 (tableau 9). Sa médiane est légèrement supérieure avec 0,7848. La valeur minimum est proche de 0,2 et la maximum est supérieure à 0,95. La figure 14 montre également la dispersion de ce paramètre au moyen d'un histogramme et d'une courbe des fréquences cumulées relatives. L'examen de cette courbe montre que 50% des valeurs de R^2 du modèle sont supérieures à la valeur de 0,8. L'écart interquartile est également visible sur cette courbe en effectuant la soustraction des valeurs sur l'abscisse à des fréquence cumulées relatives de 75% et 25% et vaut 0,2391. Il est important de noter que cette valeur est valable en cas de présence effective et confirmée de plan d'eau. la figure 15 montre cette différence très hautement significative avec en moyenne la valeur présentée ci-dessus en cas de présence de plan d'eau et 0,031 s'il est absent. Cette valeur d'absence ne provient que de 3 images d'un même site où l'absence a pu être vérifiée.

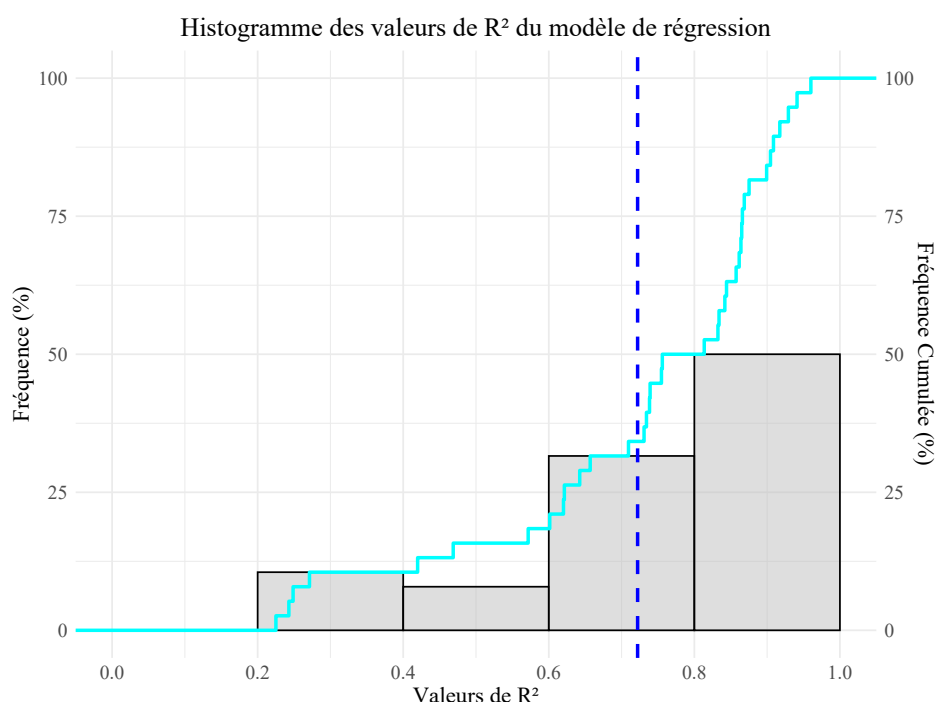


FIGURE 14 – Histogramme des valeurs de R^2 obtenues suite à l'application du modèle de régression sur 40 images Sentinel-2. La courbe cyan montre la courbe de fréquence cumulées des valeurs de R^2 et la droite bleue indique l'endroit de la valeur moyenne de R^2 calculée.

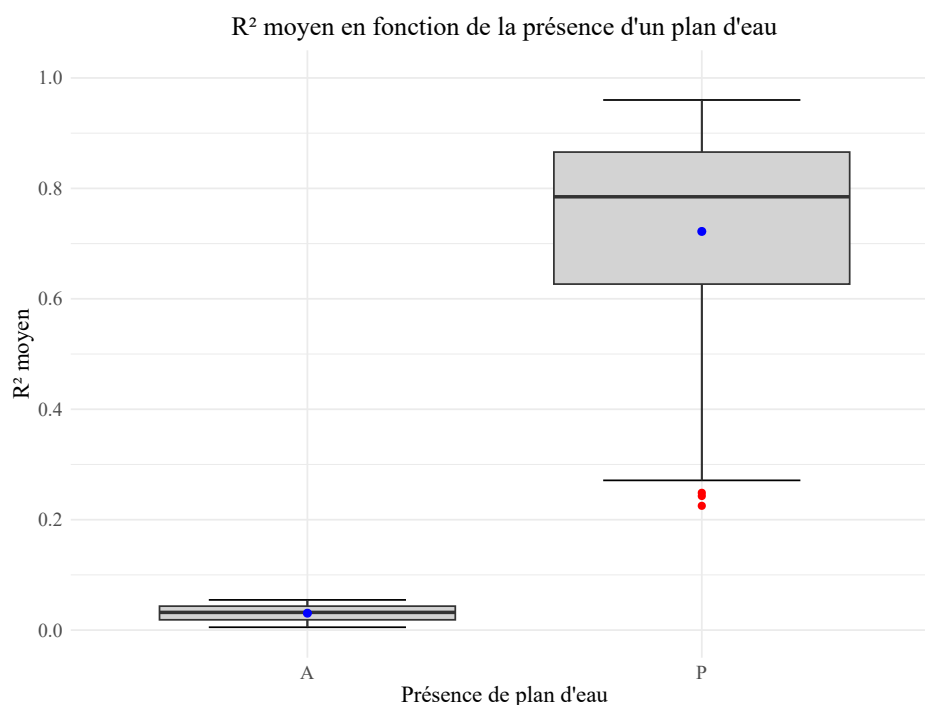


FIGURE 15 – Boxplots des valeurs moyennes de R^2 obtenues en fonction de la présence ou non d'un plan d'eau sur l'image Sentinel-2. Les points bleus représentent l'emplacement de la moyenne annuelle et les points rouges les "outliers".

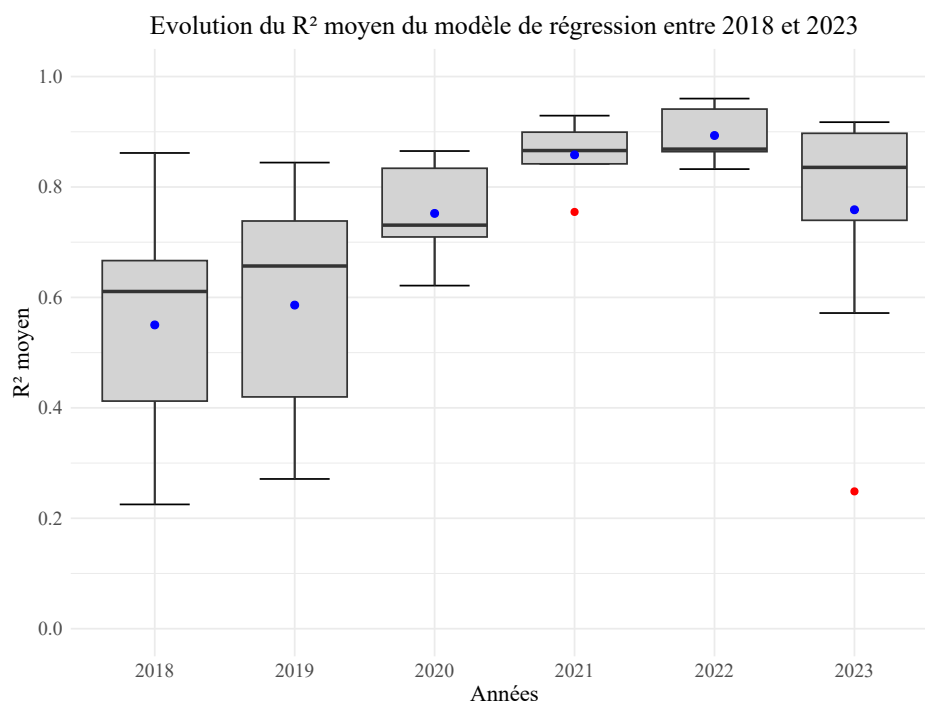


FIGURE 16 – Boxplots des valeurs de R^2 obtenues par années suite à l'application du modèle de régression sur 38 images Sentinel-2. Les points bleus représentent l'emplacement de la moyenne et les points rouges les "outliers".

L'évolution annuelle de la valeur moyenne de $\overline{R^2}$ est présentée sur la *figure 16*. Celle-ci est caractérisée par une croissance entre l'année 2018 et 2022 passant d'un $\overline{R^2}$ de 0,5502 à 0,8720. L'année 2023 est caractérisée par une légère diminution de cette valeur moyenne et 2021 présente un $\overline{R^2}$ très proche de la valeur maximum avec 0,8580. L'année 2024 n'est pas montrée sur le graphique étant donné le manque de représentativité avec une seule valeur égale à 0,8574. On note également la présence d'outliers pour les années 2021 et 2023. Cette dernière année est aussi caractérisée par une moyenne la plus éloignée de sa propre médiane.

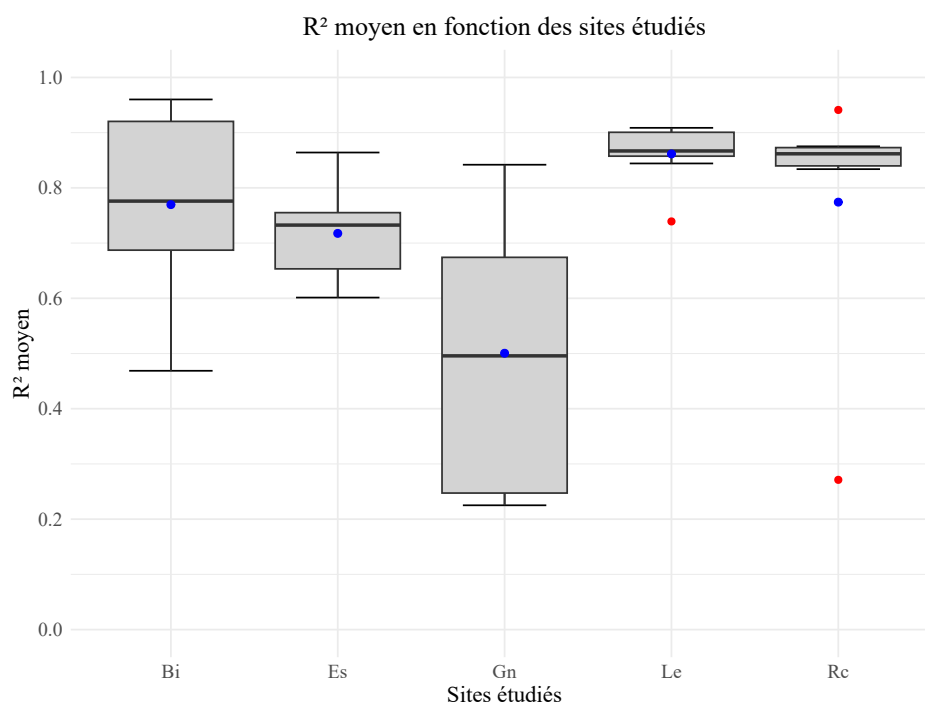


FIGURE 17 – Boxplots des valeurs de $\overline{R^2}$ moyennes obtenues pour les 5 sites étudiés. Les points **bleus** représentent l'emplacement de la moyenne annuelle et les points **rouges** les "outliers".

L'ajustement du modèle de régression entre MESMA et le DEM est dépendant des sites étudiés. La *figure 17* explicite les disparités entre ceux-ci au moyen de boxplots. Une analyse de la variance montre que le facteur "site" est très hautement significatif (p valeur < 0,001***). Le site de "Gn" (Glain) possède la valeur moyenne la plus basse avec un $\overline{R^2}$ de 0,5004 et le plus grand écart interquartile des 5 sites. Au contraire, le site de Lasne possède le $\overline{R^2}$ le plus élevé avec 0,8614 malgré la présence d'un "outlier" identifié sur le graphique. Les trois autres sites Bi (Bec du feyi), Es (Emmels) et Rc (Rechterbach) se situent entre les deux derniers présentés avec des $\overline{R^2}$ de respectivement 0,7696, 0,7176 et 0,7741. Il est noté que le site de Rc est caractérisé par deux "outliers" et que sa moyenne est plus éloignée de la médiane par rapport aux 4 autres sites.

Pour 2 de 5 sites étudiés, une relation linéaire est trouvée entre la taille du plan d'eau et le coefficient de détermination de la régression entre le DEM et MESMA. Ceux-ci sont ceux de Rc ($R^2=0,8053$) et de Gn ($R^2=0,9877$). Pour les réserves d'Es, Le (Lasne) et Bi, aucune relation significative n'est trouvée, mais leur dynamique temporelle est moins marquée au travers des années bien qu'elle puisse potentiellement être beaucoup plus marquée à une échelle temporelle plus réduite.

TABLE 10 – Paramètres quantitatifs liés à au **RMSE** du modèle MESMA. Le tableau présente le nombre d'images Sentinel-2 utilisées par le modèle (**Nb_S2**), la valeur moyenne du R^2 trouvée (**RMSE**), sa médiane (**RMSE**), les valeurs minimum et maximum (**RMSE_m**, **RMSE_M**) ainsi que la variance associée (σ^2).

Nb_S2	RMSE	RMSE	RMSE_m	RMSE_M	σ^2
41	0,0084	0,0048	0,0022	0,0343	4,1330E-05

La valeur maximale de MESMA étant 1, la RMSE peut être exprimée en pourcentage en la multipliant par 100. La racine de l'erreur quadratique moyenne ou RMSE qui caractérise l'ajustement du modèle MESMA sur les images Sentinel-2 ne dépasse pas les 3,5%. Le *tableau 10* présente les différentes valeurs et la dispersion de celles-ci. En moyenne, la **RMSE** vaut moins de 1% avec 0,84%. La *figure 18* montre également l'évolution de cette valeur en fonction du R^2 et de la présence ou absence de plan d'eau. Même s'il n'existe que 3 valeurs d'absence, celles-ci présentent des **RMSE** en moyenne plus élevées qu'en présence d'un plan d'eau. La régression résultant des deux variables montre un coefficient de détermination de 0,6887.

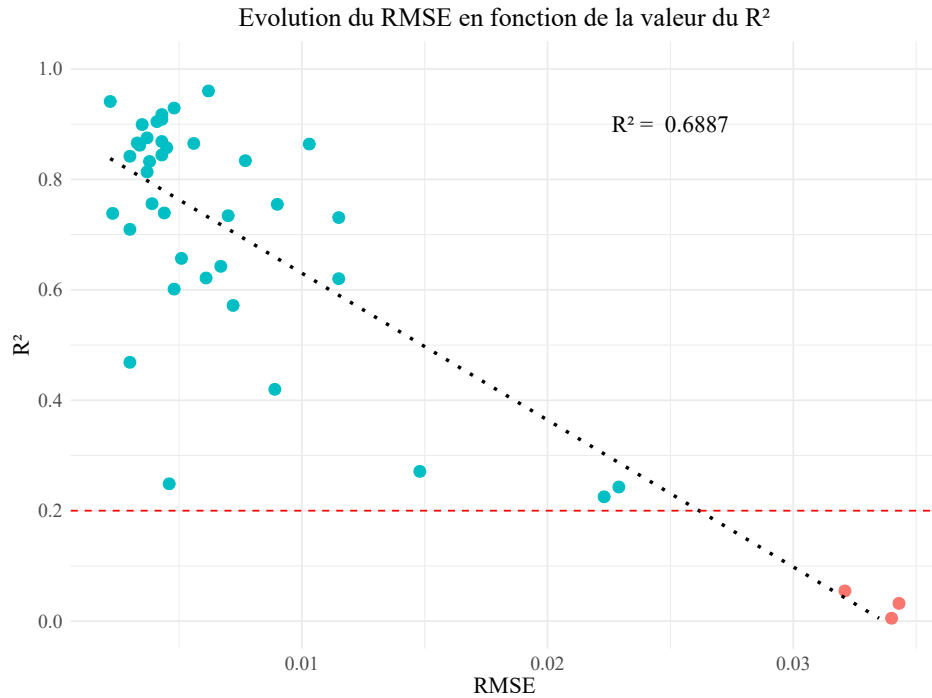


FIGURE 18 – Illustration de l'évolution du **RMSE** en fonction du **R²**. La droite en pointillés rouge située à un $y = 0,2$ représente la valeur seuil montrant la présence d'un plan d'eau. Les points en **cyans** montrent donc la présence d'un plan d'eau et les **rouges** une absence.

5.2.2 Distances de validation

En guise de validation, 10 images au total appartenant à 5 sites ont été analysées. Le modèle de régression leur a été appliqué et des distances ont été calculées (*figure 8*). La double validation consistait à comparer le polygone résultant du modèle de régression et le polygone résultant d'une altitude maximum où de l'eau était observée avec des points répartis uniformément sur l'orthophoto de l'année considérée. Dans ce cadre, trois distances ont été extraites.

TABLE 11 – Paramètres quantitatifs liés à la distance d_{R-O} mesurée lors de la validation des résultats. Le tableau présente le nombre d'images Sentinel-2 utilisées par le modèle (Nb_S2), la valeur moyenne du R^2 trouvée ($\overline{d_{R-O}}$), sa médiane ($\widetilde{d_{R-O}}$) les valeurs minimum et maximum ($m(d_{R-O})$, $M(d_{R-O})$) ainsi que la variance associée (σ^2).

Nb_S2	$\overline{d_{R-O}}$	$\widetilde{d_{R-O}}$	$m(d_{R-O})$	$M(d_{R-O})$	σ^2
10	-2,81	-2,21	-23,06	17,83	43,09

La première, d_{R-O} concerne celle entre les points de l'orthophoto et le polygone de ré-

gression en prenant comme référence ce dernier. Le *tableau 11* présente la valeur moyenne et les paramètres de dispersion liés à cette distance. Il est constaté que la moyenne est négative avec une valeur de -2,81m. Il est important de noter que la variance de cette distance est élevée avec une valeur de 43,09. La valeur sous le seuil de 0 explique que le plan d'eau visible sur l'orthophoto est en moyenne de taille plus modeste.

TABLE 12 – Paramètres quantitatifs liés à la distance d_{MAX-O} mesurée lors de la validation des résultats. Le tableau présente le nombre d'images Sentinel-2 utilisées par le modèle (Nb_S2), la valeur moyenne du R^2 trouvée ($\overline{d_{MAX-O}}$), sa médiane ($\widetilde{d_{MAX-O}}$) les valeurs minimum et maximum ($m(d_{MAX-O})$, $M(d_{MAX-O})$) ainsi que la variance associée (σ^2).

Nb_S2	$\overline{d_{MAX-O}}$	$\widetilde{d_{MAX-O}}$	$m(d_{MAX-O})$	$M(d_{MAX-O})$	σ^2
10	-4,78	-2,69	-23,57	6,41	33.33

La seconde, d_{MAX-O} calcule la distance entre le polygone qui provient de l'altitude maximale du DEM 2013-2014 où de l'eau est visible sur l'orthophoto concerné et les points directement placés manuellement et uniformément sur le plan d'eau visible sur l'orthophoto. Comme pour la distance d_{R-O} , d_{MAX-O} possède une moyenne globale négative mais encore plus marquée avec une valeur de -4,78m. La présence importante d'outliers fortement négatifs explique une valeur si négative (*figure 19*). La médiane est quant à elle plus proche de la valeur moyenne de d_{R-O} avec -2,69m. La variance associée est aussi élevée avec 33,33. Une relation linéaire entre d_{R-O} et d_{MAX-O} a pu être dressée sur la *figure 20* avec un coefficient de détermination supérieur à 0,75. L'ordonnée à l'origine de cette régression étant égal à 1,9, ceci démontre que d_{MAX-O} possède des valeurs en moyenne plus grandes négativement par rapport à d_{R-O} . Le plan d'eau résultant de cette variable d'altitude maximale est donc, en moyenne, plus grand que celui observé sur l'orthophoto et que celui retenu par le modèle de régression.

TABLE 13 – Paramètres quantitatifs liés à la distance d_{R-MAX} mesurée lors de la validation des résultats. Le tableau présente le nombre d'images Sentinel-2 utilisées par le modèle (Nb_S2), la valeur moyenne du R^2 trouvée ($\overline{d_{R-MAX}}$), sa médiane ($\widetilde{d_{R-MAX}}$) les valeurs minimum et maximum ($m(d_{R-MAX})$, $M(d_{R-MAX})$) ainsi que la variance associée (σ^2).

Nb_S2	$\overline{d_{R-MAX}}$	$\widetilde{d_{R-MAX}}$	$m(d_{R-MAX})$	$M(d_{R-MAX})$	σ^2
10	1,97	0,60	-5,05	14,98	10,54

La troisième et dernière distance calculée, d_{R-MAX} déduit implicitement des deux dernières distances l'espacement entre les deux polygones de régression et d'altitude maximale. La référence étant placée au niveau du polygone de régression, la valeur moyenne est cette fois positive avec 1,97m. L'examen des deux dernières distances énoncées confirme cette valeur étant donné que les valeurs de d_{MAX-O} sont plus grandes en valeurs absolues que celles de d_{R-O} . La médiane de cette distance est proche de 0 avec 0,6m et sa variance est la plus faible des 3 distances avec 10,54. On peut transposer ces valeurs moyennes de distances trouvées par des surfaces potentielles de plan d'eau. En moyenne, le plan d'eau visible sur l'orthophoto aura la surface la plus faible suivi de celui proposé par la méthode de régression et de celui trouvé sur base d'une altitude maximale d'eau visible.

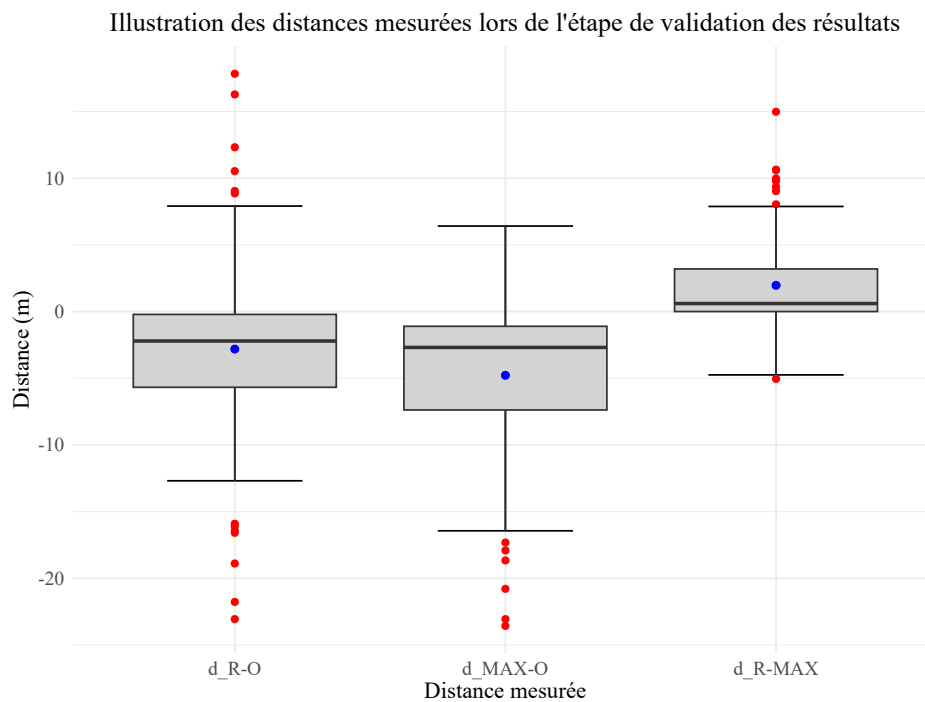


FIGURE 19 – Boxplots présentant la dispersion des valeurs des 3 trois distances calculées lors de la validation. Les points bleus représentent l'emplacement de la moyenne et les points rouges les "outliers". les distances sont calculées en mètres.

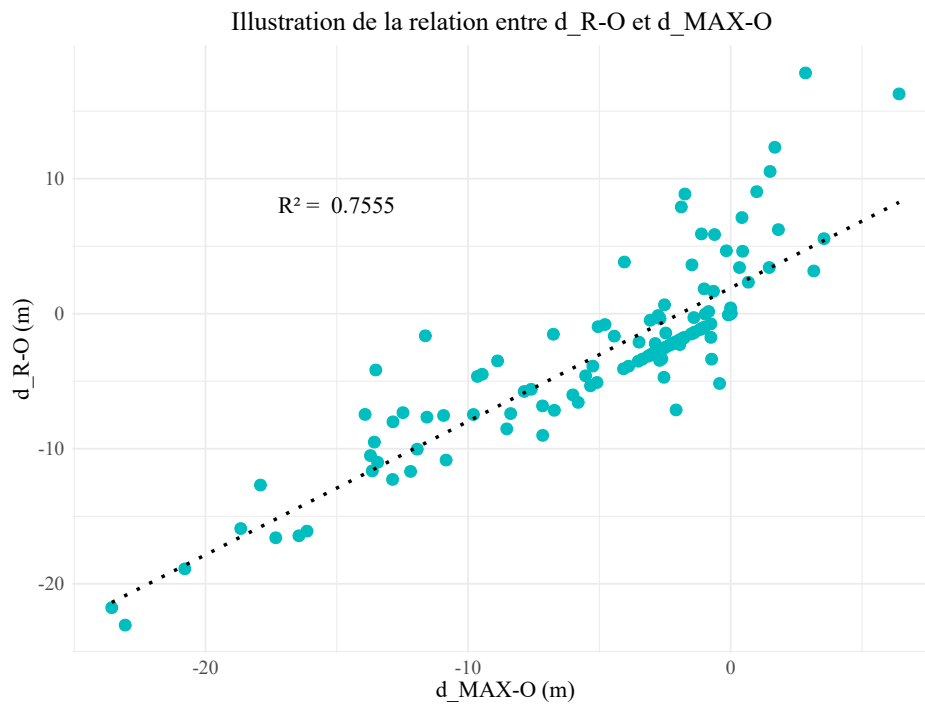


FIGURE 20 – Régression linéaire entre d_{R-O} et d_{MAX-O} .

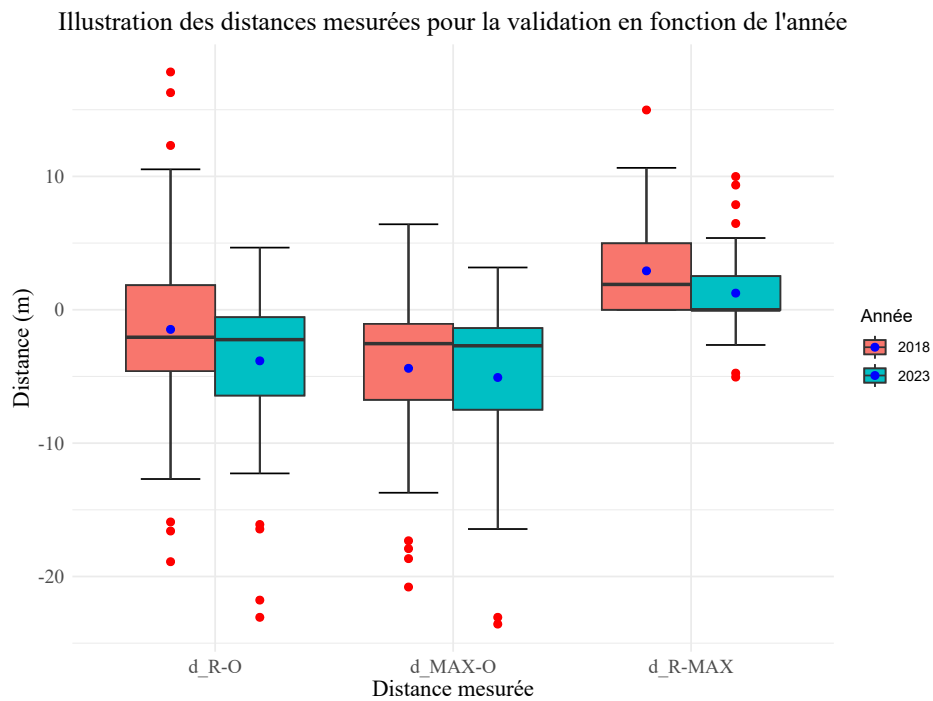


FIGURE 21 – Boxplots présentant la dispersion des valeurs des 3 trois distances calculées lors de la validation en fonction des 2 années sélectionnées. Les points **bleus** représentent l'emplacement de la moyenne et les points **rouges** les "outliers". les distances sont calculées en mètres.

La *figure 21* montre la dispersion des valeurs des 3 distances mesurées en fonction des

deux années choisies pour la validation. En plus de montrer une présence importante d'outliers, il est observé que, quelle que soit la distance considérée, les moyennes de l'année 2023 sont toujours inférieures à celles de 2018. L'analyse de la variance démontre la significativité du facteur "année" pour les 3 distances considérées (pvalueur < 0,01**). Le facteur site est également significatif pour la distance d_{MAX-O} (pvalueur < 0,05*) et très hautement significatif pour d_{R-MAX} (pvalueur < 0,001***).

5.3 Surfaces et profondeurs des plans d'eau

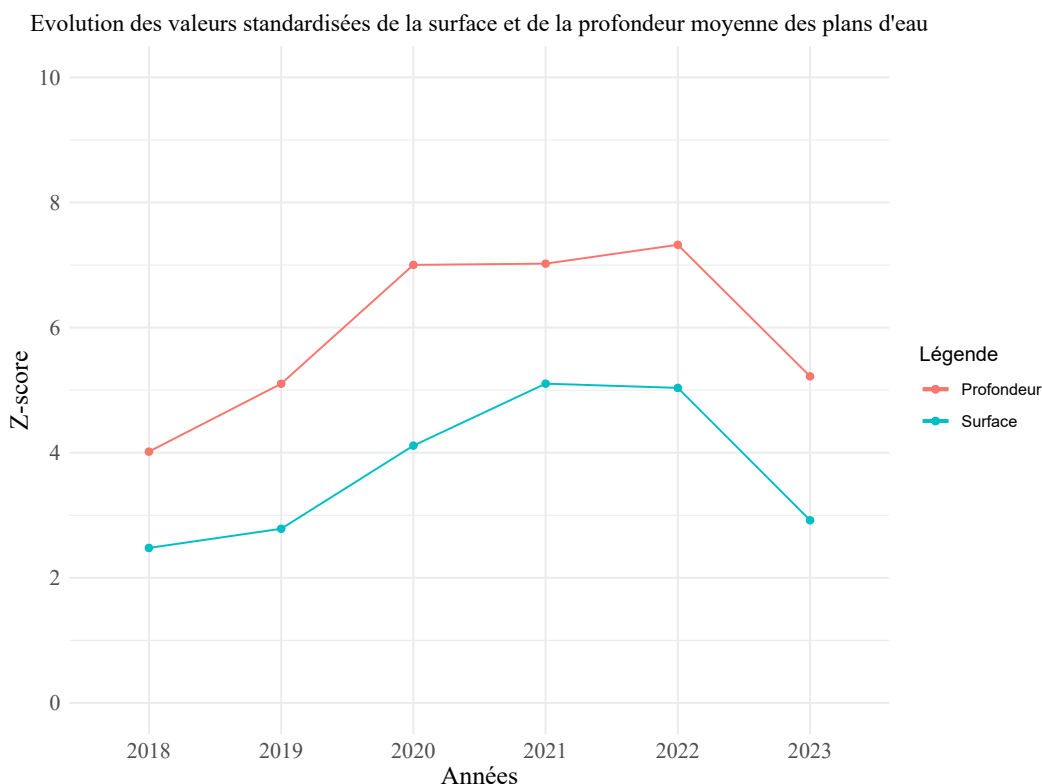


FIGURE 22 – Illustration de l'évolution de la surface et de la profondeur moyenne des plans d'eau entre 2018 et 2023 sous forme de valeurs standardisées (Z-score).

La surface des plans d'eau étant dépendante du site, il est choisi ne pas montrer de valeurs absolues mais des valeurs standardisées au moyen d'un Z-Score au cours des 6 dernières années. Ceci revient à soustraire la moyenne et à diviser par l'écart type pour chaque valeur du jeu de données. La même approche est utilisée pour illustrer l'évolution de la profondeur bien que des valeurs numériques soient présentées ci-dessous. Les deux variables surface et profondeur sont corrélées positivement avec un coefficient de détermination de 0,8111 (pvalueur < 0,001***). L'évolution de la surface est similaire à celle observée que pour le R^2 (figure 16) avec une augmentation progressive depuis 2018, l'atteinte d'un pic entre 2021-2022 et une diminution en 2023.

TABLE 14 – Paramètres quantitatifs liés à la profondeur P mesurée. Le tableau présente le nombre d’images Sentinel-2 utilisées par le modèle (Nb_S2), la valeur moyenne de P trouvée ($\bar{P}$), sa médiane ($\tilde{P}$), les valeurs minimum et maximum ($m(P)$, $M(P)$) ainsi que la variance associée (σ^2).

Nb_S2	$\bar{P}$	$\tilde{P}$	$m(P)$	$M(P)$	σ^2
41	0,36	0,34	-0,45	1,78	0.20

La profondeur moyenne des plans d’eau trouvés par le modèle de régression est de 0,36m (tableau 14). La présence de valeurs négatives est due aux quelques biais présents sur le DEM qui avaient été éliminés par tamisage pendant l’ajustement du modèle de régression mais qui reste présents sur le DEM original lors de l’évaluation de la profondeur.

5.4 Présentation de cas d’étude

Les résultats moyens des paramètres quantitatifs liés à la méthode développée ont été présentés ci-dessus. Il est maintenant intéressant de développer les résultats de manière plus qualitative au moyen de cas d’étude précis. La méthode mobilisée a été appliquée sur cinq sites distincts avec des résultats particulièrement hétérogènes. L’annexe B présente les résultats détaillés par site étudié. Ce point développe de manière exhaustive les résultats obtenus pour deux cas concrets reflétant les forces et faiblesses du modèle. Le premier concerne le site de Rechterbach entre les années 2018 et 2023 et le second celui du site de Glain entre 2021 et 2023.

TABLE 15 – Résultats des surfaces de plans d’eau trouvés et paramètres de la régression pour deux cas concrets reflétant les forces du modèle. Pour chaque image, les altitudes retenues (A_R) et les surfaces résultantes (S_R) sont présentées ainsi que les paramètres d’ajustement R^2 et $RMSE$. Le symbole "/" signifie l’absence d’ajustement du modèle.

Image	A_R (m)	S_r (m ²)	R^2	$RMSE$
Rc_18_07_15	/	/	0,0321	0,0343
Rc_23_09_15	390,20	6181,40	0,9411	0,0022

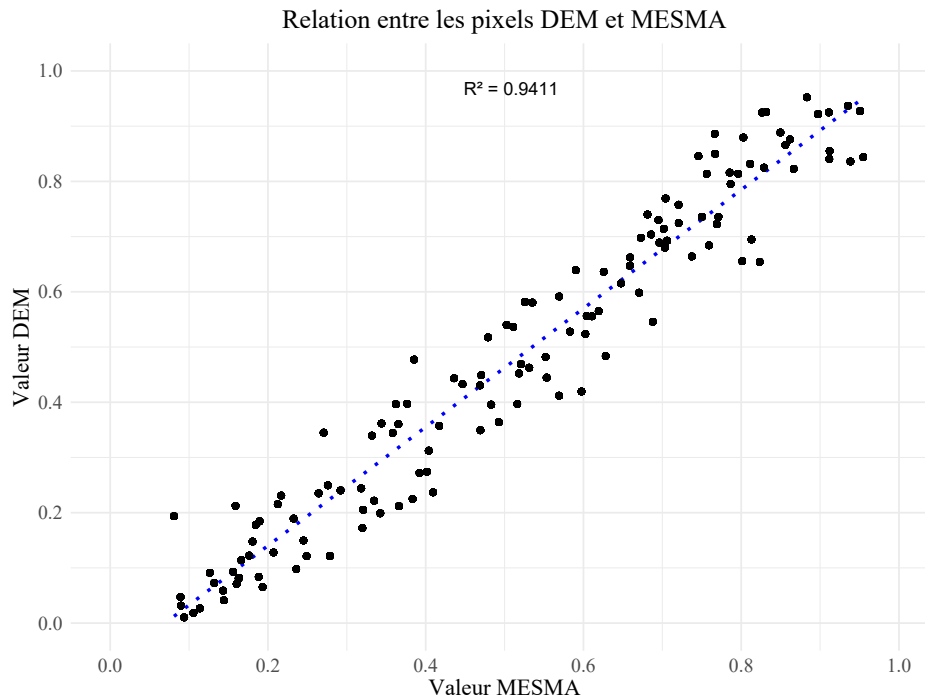


FIGURE 23 – Régression linéaire entre le valeurs de DEM et du modèle MESMA pour l'image Rc_23_09_15.

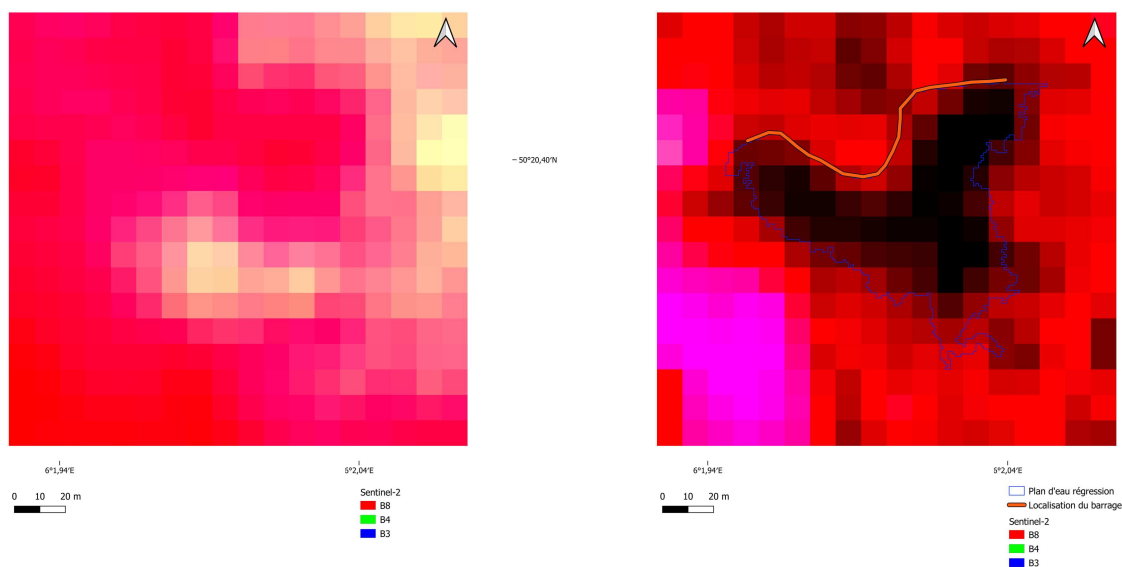
Le site de Rechterbach est particulièrement intéressant à analyser comme cas d'étude, car il présente une dynamique d'apparition d'un plan d'eau entre 2018 et 2023. De plus, celui-ci présente une qualité satisfaisante d'ajustement avec le modèle de régression. Le *tableau 15* explicite les résultats de cet ajustement.

Tout d'abord, pour l'année 2018, les valeurs des paramètres obtenus montrent une absence totale de plan d'eau à la date de l'image Sentinel-2. Ensuite, ceci est également appuyé par le très faible R^2 qui se trouve sous le seuil de 0,2 fixé qui démontre l'inexistence d'un plan d'eau. La valeur de la **RMSE** est aussi plus élevée et est aussi liée à la valeur faible du R^2 comme montré sur la *figure 18*. En conséquence, cette image ne prend aucune valeur concernant l'altitude d'eau optimale et de surface d'eau (*tableau 15*). Le graphique de régression n'est également pas présenté étant donné qu'il ne présente que des valeurs positives pour le DEM et pratiquement exclusivement nulles pour MESMA.

Ensuite, l'examen de la *figure 24* montre l'absence d'eau sur l'image Sentinel-2 de 2018 (*figure 24a*) et l'efficacité du modèle MESMA à discriminer cette classe d'occupation du sol avec des valeurs toutes inférieures à 0,25 (*figure 24c*). Comme expliqué auparavant, la **RMSE** plus élevée est typique des images ne présentant pas d'eau. L'observation de la *figure 24g* confirme l'absence totale de plan d'eau à la date de l'orthophoto et la combinaison de toutes les sources de données le corrobore également.

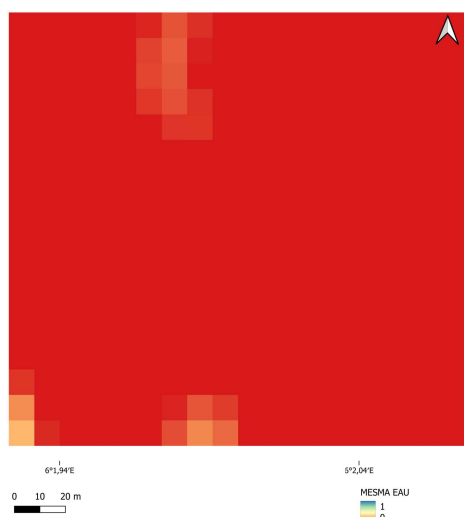
De plus, au contraire de l'image de 2018, celle datant de 2023 montre un ajustement particulièrement satisfaisant. Les paramètres R^2 et $RMSE$ sont respectivement égaux à 0,9411 et 0,0022, démontrant l'efficacité de la méthode sur cette image (*tableau 15*). En effet, le R^2 se situe au-dessus de la moyenne générale de 0,7205 alors que la $RMSE$ constitue le minimum enregistré (*figure 9 et 10*). L'altitude retenue par le modèle de régression atteint 390,2m donnant une surface totale de plan d'eau de plus de 6181 m².

La *figure 23* montre que les points ont une dispersion faible autour de la droite de régression tracée. L'ordonnée à l'origine est très légèrement négative avec -0,07 mais une pente qui surpasse l'unité avec 1,07. La *figure 24* illustre les différences observées entre les 5 années avec notamment la présence d'eau marquée sur la composition en fausses couleurs l'image Sentinel-2 (*figure 24b*). Le modèle de démixage des pixels confirme cette présence d'eau et semble la détecter efficacement malgré le couvert arboré et les arbres morts visibles sur l'orthophoto (*figure 24h*). La comparaison avec l'image de 2018 prouve aussi la pertinence du modèle en démontrant que celui-ci ne détecte pas d'eau si elle n'est pas présente. La *figure 24f* montre également l'influence du cours d'eau présent sur l'image dans la délimitation du plan d'eau.

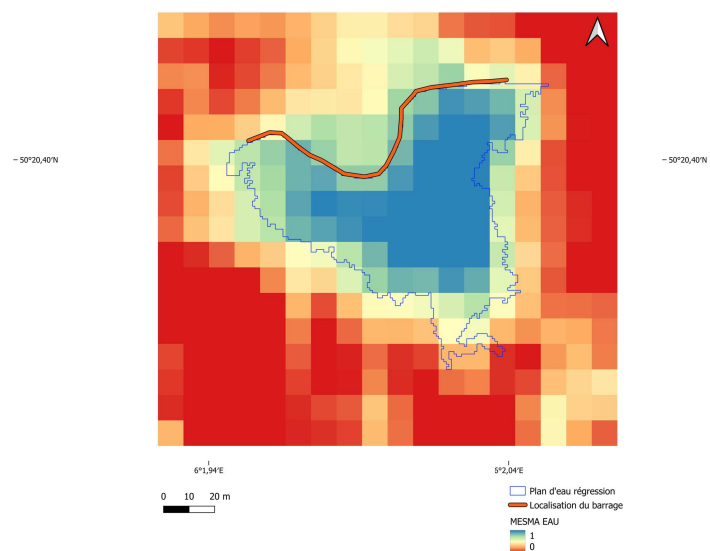


(a) Sentinel-2-Rc_18_07_15

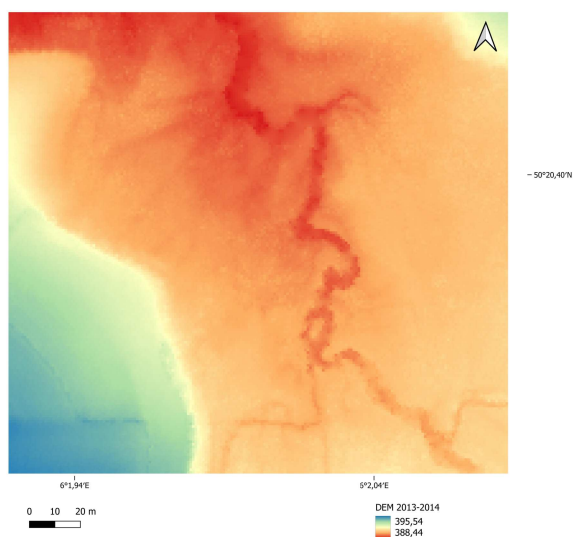
(b) Sentinel-2-Rc_23_09_15



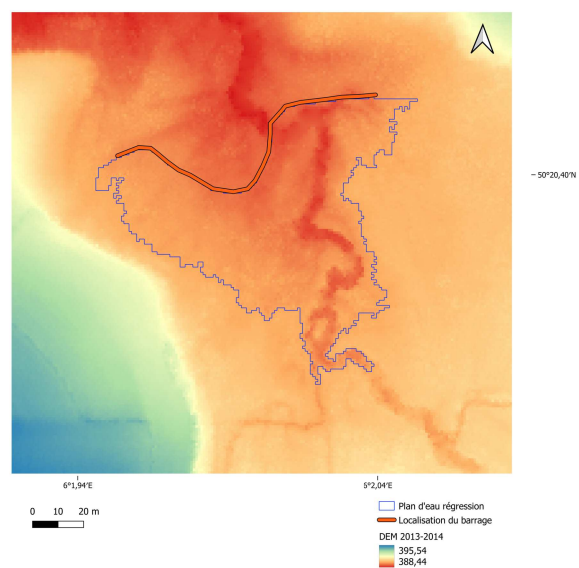
(c) MESMA-Rc_18_07_15



(d) MESMA-Rc_23_09_15



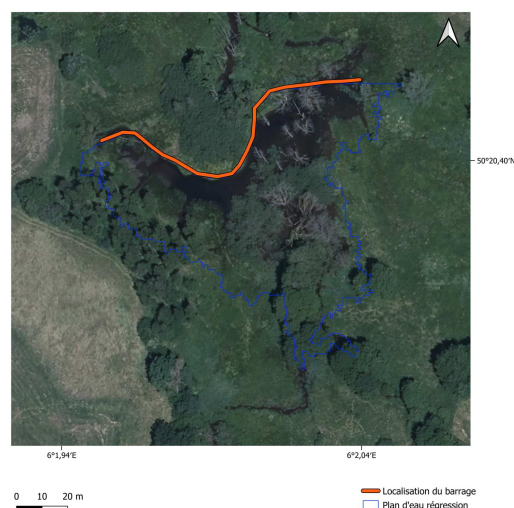
(e) DEM-Rc_18_07_15



(f) DEM-Rc_23_09_15



(g) Orthophoto-Rc_18_07_15



(h) Orthophoto-Rc_23_09_15

FIGURE 24 – Illustration et comparaison des données mobilisées par la méthodologie appliquée pour les deux images du site de Rechterbach. Cette figure est composée de 8 sous-figures présentant 4 sources de données différentes avec des résolutions spatiales diverses et les résultats associés. Les sous-figures *a*) et *b*) présentent les images Sentinel-2 (10m) en composition fausse-couleur, les *c* et *d* les résultats du modèle MESMA (10m), les *e* et *f* le DEM (1m) et les *g* et *h* les orthophotos des 2 années (0,25m). La localisation du barrage est également spécifiée avec le polygone résultant de la méthode développée.

TABLE 16 – Résultats des surfaces de plans d'eau trouvés et paramètres de la régression pour deux cas concrets reflétant les faiblesses du modèle. Le symbole "/" signifie l'absence d'ajustement du modèle.

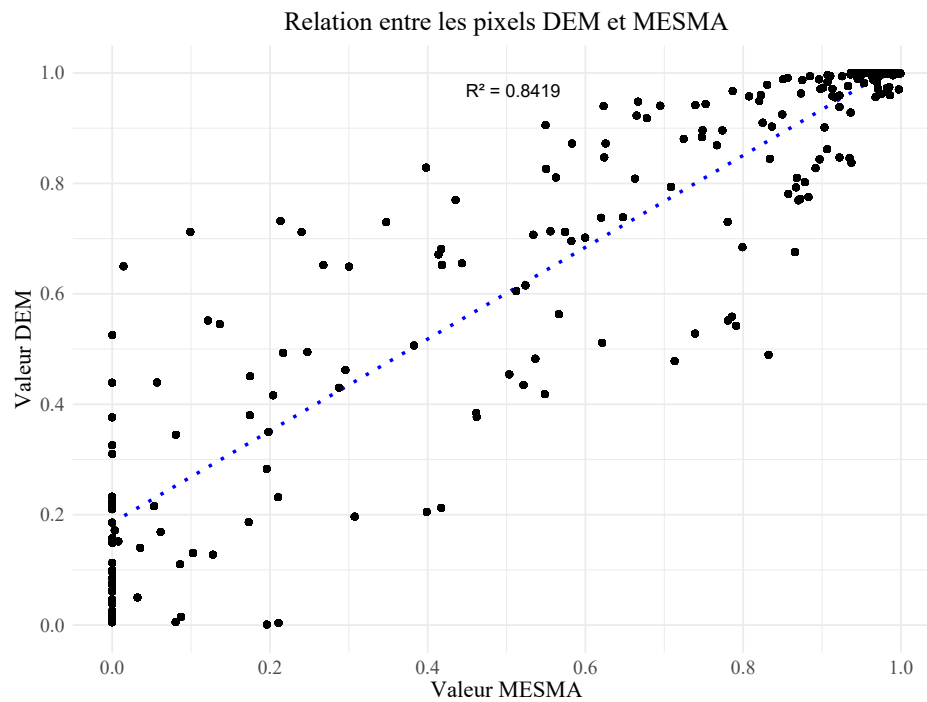
Image	Altitude_R (m)	Surface (m ²)	R ²	RMSE
Gn_21_07_15	440,00	18462,82	0,8419	0,0030
Gn_23_06_15	439,30	1068,70	0,2488	0,0046

Après avoir décrit un cas d'ajustement démontrant les forces de la méthode développée, il est pertinent de présenter un second site qui aborde ses faiblesses. Dans ce cadre, le site de Glain est présenté et la dynamique entre les années 2021 et 2023 est étudiée. L'intérêt de ce site est sa grande dynamique temporelle en termes de surface inondée. L'image de 2021 présente tout de même un ajustement suffisant avec un R^2 de 0,8419 et une $RMSE$ de 0,0030 (tableau 16). Bien que le coefficient de détermination de la régression soit au-dessus de la moyenne générale de 0,7205, l'examen visuel du graphique de régression illustre tout de

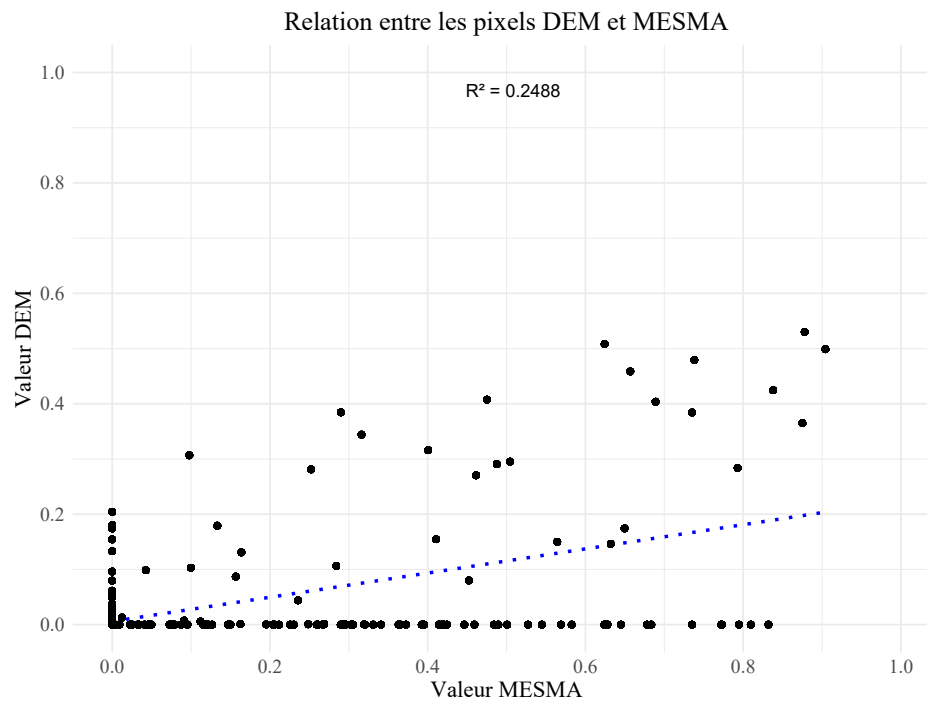
même une dispersion importante des données autour de la droite de régression (*figure 25a*). Les données sont relativement bien ajustées pour des valeurs de DEM et de MESMA au-dessus de 0,8, mais l'ordonnée à l'origine est positive avec 0,18 et la pente est inférieure à 1 avec 0,83. La surface du plan d'eau retenu est très importante avec plus de 18.000 m² pour une altitude de 440,0m.

Les 4 sous-figures présentant les différentes sources de données utilisées montrent tout de même une bonne détection de l'eau tout d'abord sur l'image Sentinel-2 (*figure 25c*) et grâce au démixage des pixels (*figure 25e*) bien que certaines valeurs du centre du plan d'eau prennent des valeurs de pixels légèrement plus basses avec une couleur bleue moins intense. L'illustration du DEM (*figure 25g*) montre l'existence du lit majeur du cours d'eau y passant avec des différences d'altitudes cependant très peu marquées. En effet, celles-ci varient d'à peine 0,9m longitudinalement au plan d'eau et d'environ 0,3m transversalement. L'orthophoto illustre bien l'étendue de l'inondation potentielle de ce bassin et la surface retenue par le modèle de régression (*figure 26a*).

Au contraire de l'image de 2021 qui présente un ajustement acceptable, l'image 2023 introduit plus de difficultés. Le R^2 est égal à 0,2488, ce qui est en dessous de la moyenne globale, et même du premier quartile égal à 0,6267 (*figure 14*). La **RMSE** du modèle MESMA est cependant inférieure à la moyenne générale de 0,0084 mais proche de la médiane (*figure 10*). Le graphique de régression confirme l'ajustement très médiocre avec une majorité de points du modèle MESMA ou du DEM ayant un x ou uny égal à 0 (*figure 25b*). Ceci témoigne du sous-ajustement du modèle pour cette image. L'image Sentinel-2 et le modèle MESMA montrent tout de même une détection efficace de l'eau avec 2 plans distincts (*figure 25d* et *25f*). La présence d'un axe routier dans le coin inférieur gauche de l'image introduit tout de même du bruit avec des pixels jusqu'à des valeurs de 0,45 (*figure 25f*). L'altitude retenue avec le plus grand R^2 produit un plan d'eau dont l'altitude et la surface (*tableau 16*) ne reflète pas la réalité observée sur l'orthophoto (*figure 26b*). En effet, la surface de celui-ci est sous-estimée et l'homogénéité du modèle numérique de terrain semble ne pas appréhender facilement la dynamique des plans d'eau au sein de cette surface plane (*figure 25h*).

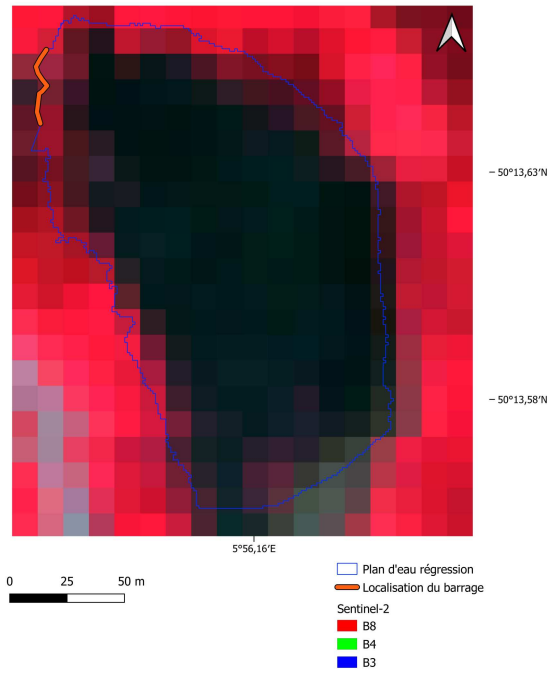


(a) Gn_21_07_15

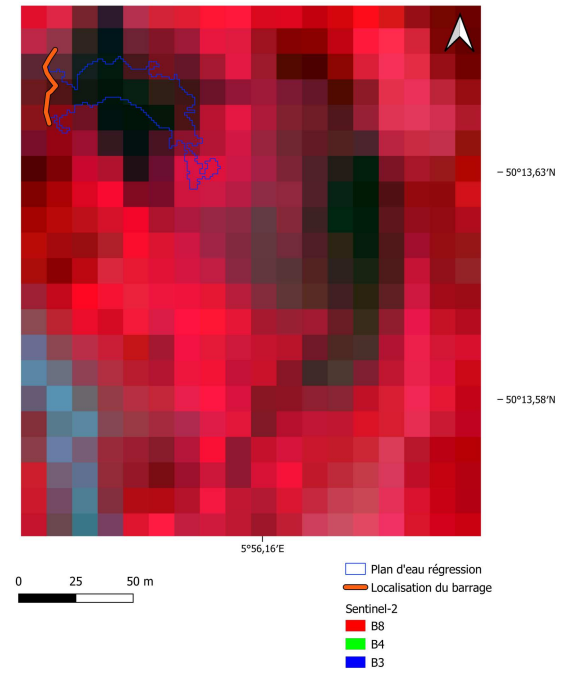


(b) Gn_23_07_15

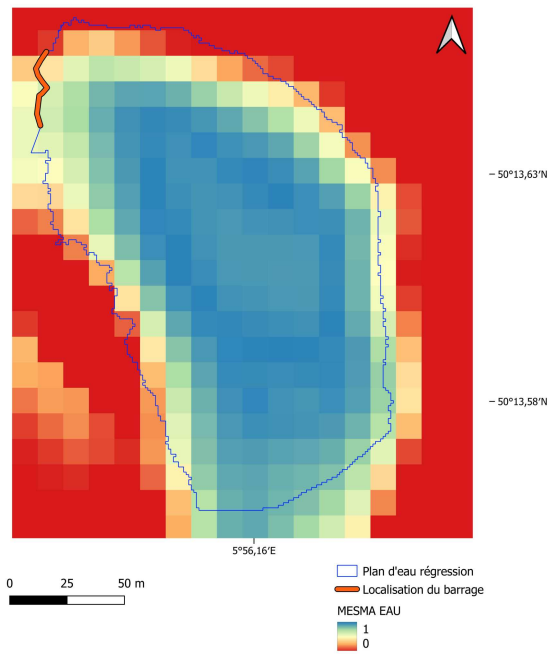
FIGURE 25 – Régression entre les valeurs de DEM et de la MESMA pour le site de Glain en 2021 (a)) et en 2023 (b)).



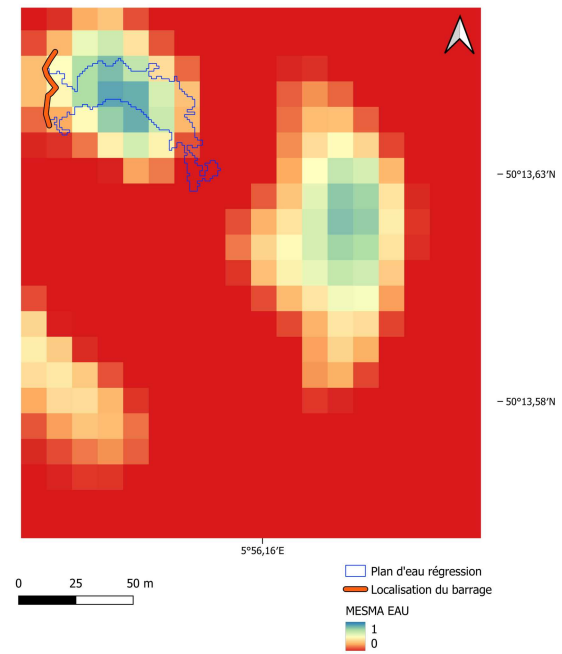
(c) Sentinel-2-Gn_21_07_15



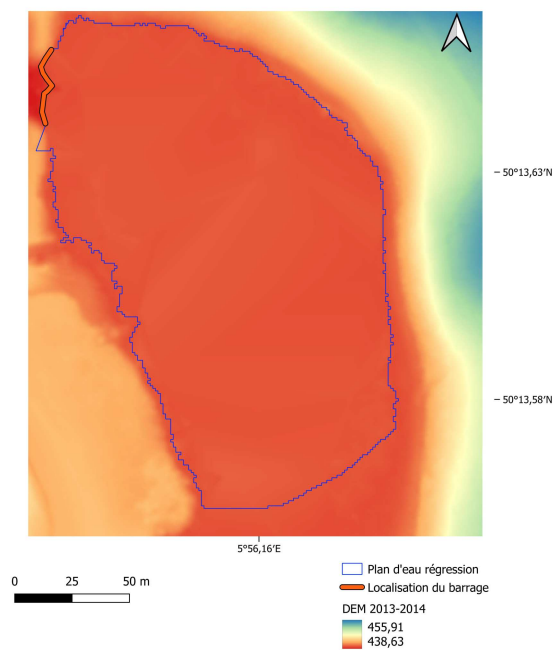
(d) Sentinel-2-Gn_23_06_15



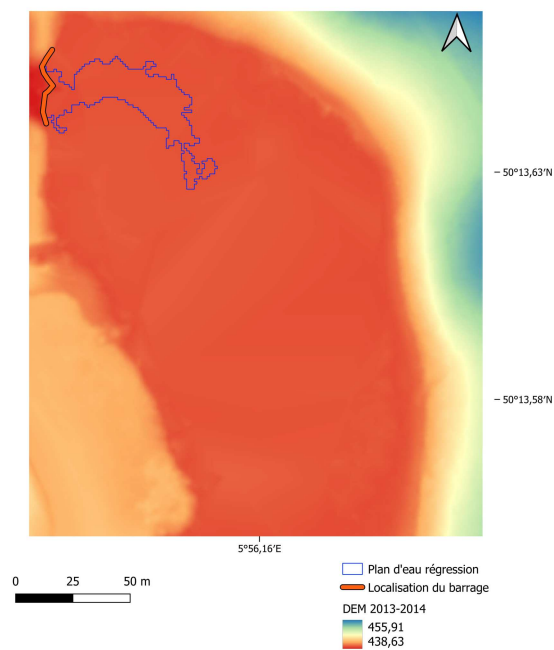
(e) MESMA-Gn_21_07_15



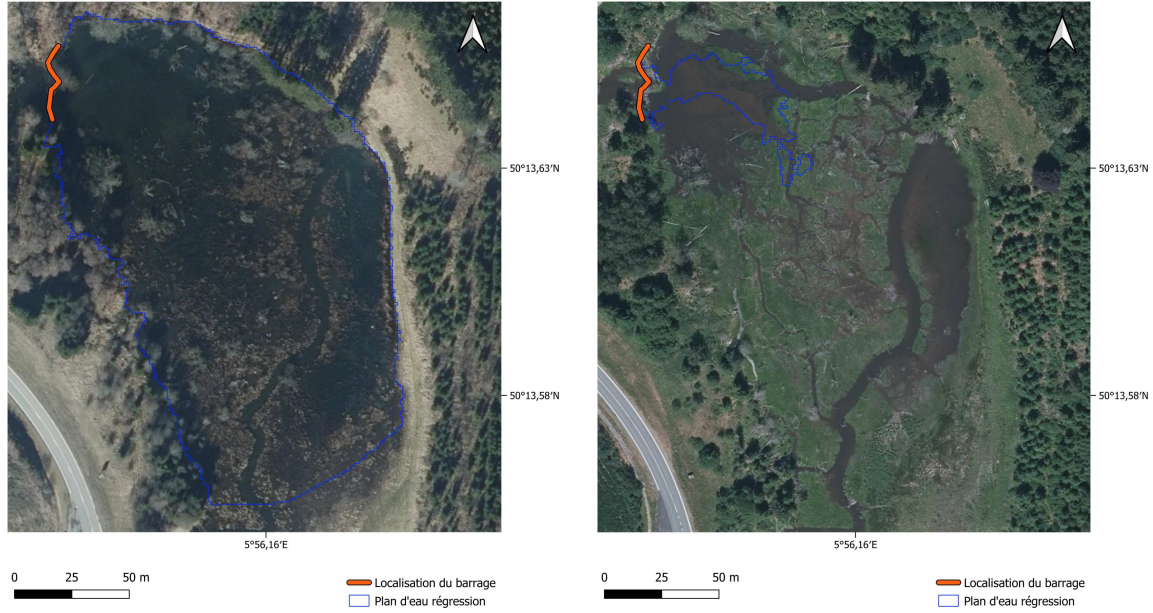
(f) MESMA-Gn_23_06_15



(g) Gn_21_07_15



(h) Gn_23_06_15



(a) Gn_21_07_15

(b) Gn_23_06_15

FIGURE 26 – Illustration et comparaison des données mobilisées par la méthodologie appliquée pour les deux images du site de Glain. Cette figure est composée de 8 sous-figures présentant 4 sources de données différentes avec des résolutions spatiales diverses et les résultats associés. Les sous-figures *a*) et *b*) présentent les images Sentinel-2 (10m) en composition fausse-couleur, les *c* et *d* les résultats du modèle MESMA (10m), les *e* et *f* le DEM (1m) et les *g* et *h* les orthophotos des 2 années (0,25m). La localisation du barrage est également spécifiée avec le polygone résultant de la méthode développée.

6 Discussion

6.1 Barrage de Coo

Le test préalable sur le barrage hydroélectrique avait comme intérêt de comparer deux méthodes permettant de délimiter avec précision les limites du bassin de rétention d'eau au moyen de données Sentinel-2 et du modèle numérique de terrain.

La présence de sol nu et de milieux bétonnés proche de l'eau présentait un challenge pour le modèle MESMA étant donné les similitudes qui peuvent exister entre ces deux classes d'occupations du sol dans le contexte de l'image (*figure 27*). Cependant, le modèle de démixage appréhende mieux le sol nu ou les surfaces bétonnées que le NDWI ou mNDWI seuls. En effet, ces indices ne prennent que 2 bandes spectrales en compte alors que le modèle de démixage utilise les 12 bandes de Sentinel-2 afin de discriminer au mieux les classes d'occupation du sol choisies. De plus, un modèle de démixage présente l'intérêt de fournir les proportions de chaque classe au sein du pixel alors que les indices fournissent une valeur qui n'est pas spécialement représentative de la proportion d'une classe d'occupation dans le pixel ([Wessman et al., 1993](#); [Peddle et al., 2014](#)). Le NDWI possède des bornes entre -1 et 1 mais la valeur de seuil appliquée pour délimiter les plans d'eau peut varier en fonction du contexte de l'image ou de la saison. Par exemple, les recommandations de seuils à fixer pour extraire des pixels composés à 100% d'eau varient entre 0,015 et 0,186 selon les images satellites utilisées ([Ji et al., 2009](#)). Le modèle MESMA linéaire permet en plus une modélisation indépendante des pixels à un nombre d'endmembers retenus qui peuvent varier et permettent d'éviter le sur-ajustement qui mène souvent à l'augmentation de la RMSE. Le nombre d'endmembers choisi pour le démixage s'était limité à 3 pour ce pré-test, mais il semble particulièrement adapté comme décrit par [Fernández-García et al. \(2021\)](#) qui place le nombre idéal entre 3 et 5 sur une image.

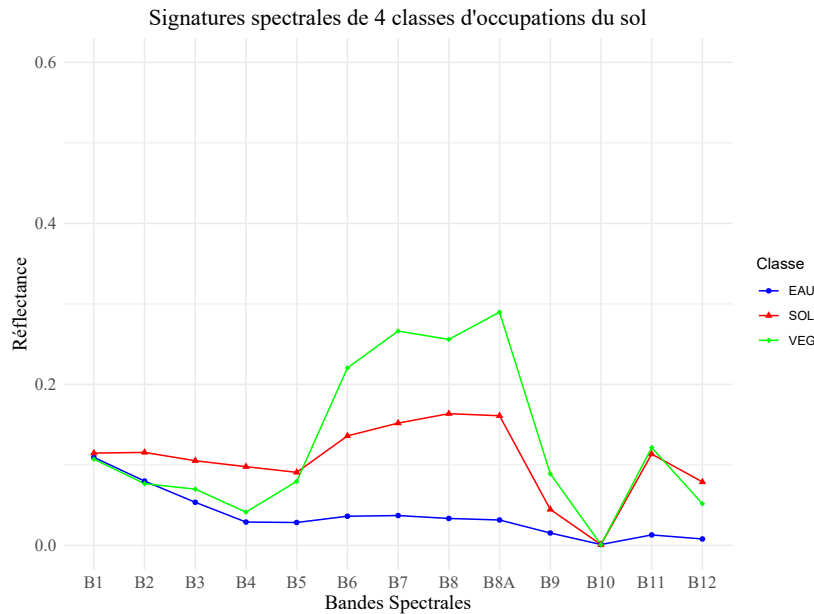


FIGURE 27 – Moyenne du spectre de réflectance pour 3 classes d’occupations sur le barrage de Coö. Le modèle présente les meilleurs résultats en utilisant 3 endmembers différents, l’eau, le sol nu et la végétation.

Deux limitations sont liées à l’utilisation du DEM dans l’étude du barrage hydroélectrique de Coö. La première concerne directement les propriétés du LiDAR. En effet, les plans d’eau observables sur le DEM 2021-2022 résultent d’interpolations étant donné que les points LiDAR sont peu nombreux voir absents au-dessus des surfaces aquatiques. Le DEM 2013-2014 aurait posé les mêmes contraintes bien que les interpolations semblent généralement de meilleure qualité mais avec une résolution spatiale de 1m. Cependant, la taille importante du bassin hydroélectrique et les bords bétonnés en pente forte réduisent l’impact potentiel de ces interpolations. La seconde limitation est liée à l’altitude minimum imposée par le DEM. De fait, la méthode utilise un catalogue de différentes altitudes d’eau en commençant par la plus basse possible. Cependant, il n’est pas possible d’aller en dessous de l’altitude imposée par l’interpolation puisque toutes les valeurs seraient égales à 0. Cette contrainte peut amener à des résultats erronés lorsque l’altitude réelle de l’eau est inférieure à ce seuil imposé par le DEM. Dans ce cas, les proportions du DEM seront plus élevées que celles de la MESMA.

La qualité initiale du modèle MESMA est également primordiale au bon ajustement de la régression. Dans le cas d’images présentant des hauteurs d’eau très proches du bord supérieur du bassin, le démixage des pixels peut devenir plus délicat. Étant donné la hauteur d’eau importante, parfois proche du bord du bassin, le béton sous-jacent est alors caché par l’eau et il existe alors moins de pixels pour la spectre de réflectance de la classe sol nu.

Malgré les similitudes entre les 2 techniques mobilisées, la régression semble plus perti-

nente et permet une comparaison des couches MESMA et DEM avec une même résolution alors que la méthode binaire compare une couche à 0,5m de résolution avec des images Sentinel-2 présentant une résolution de 10m. De plus, la régression permet d'obtenir un résultat visuel et chiffré plus aisément interprétable qu'une surface d'une valeur binaire. En conséquence, ce test préalable aura permis de confronter deux approches différentes et d'en sélectionner une pour l'appliquer aux plans d'eau liés à l'activité du castor.

6.2 Modèle MESMA

6.2.1 Construction manuelle des spectres

Bien que chronophage, l'élaboration manuelle des spectres utilisés dans le démixage des pixels reste une étape primordiale et conditionne les résultats obtenus pour la surface des plans d'eau. Une approche automatique d'extraction des endmembers a été testée mais les résultats de cette approche étaient en permanence inférieurs à ceux obtenus par la méthode manuelle. La *figure 28* révèle que ce nombre est en moyenne de 3,4 selon la méthode manuelle et de 8,1 pour l'estimation automatique. Cette dernière a mobilisé un algorithme de type "dimensionnalité virtuelle HFC" ou "VD-HFC" avec les paramètres recommandés (Gri-zonnet et al., 2017).

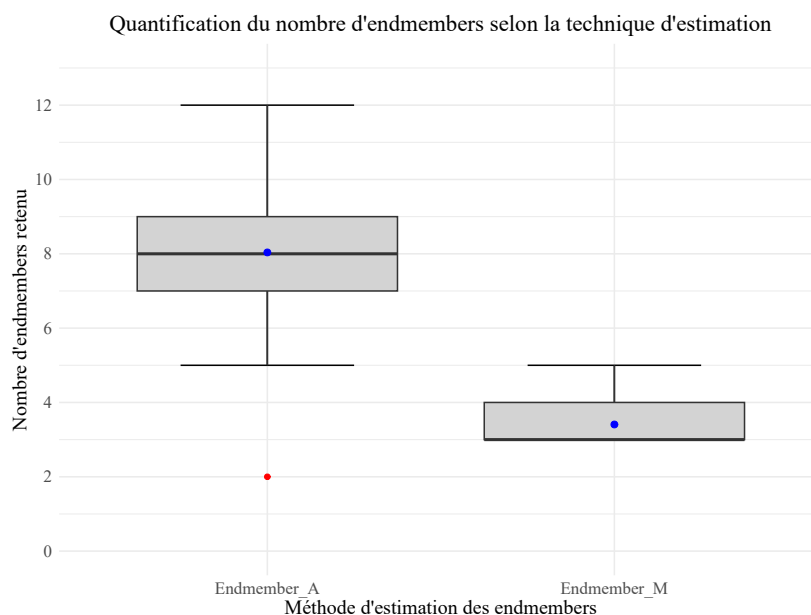


FIGURE 28 – Illustration du nombre d'endmembers retenu par la méthode manuelle et une méthode automatique qui mobilise Orfeo ToolBox. Les points bleus représentent l'emplacement de la moyenne et les points rouges les "outliers"

De manière générale, le nombre d'endmembers choisi par l'algorithme était plus de 2 fois supérieur à celui choisi manuellement, et les performances sur les plans d'eau de castor étaient significativement inférieures avec un R^2 moyen de 0,61 sur les 41 images étudiées. Ceci peut être expliqué par la grande hétérogénéité des images en termes de végétation qui contraint l'algorithme à garder un nombre important d'endmembers pour obtenir une bonne représentativité de l'image malgré la résolution de 10m. En effet, par hypothèse, une image présentant une résolution plus fine peut contenir plus de variabilité et la probabilité de rencontrer des pixels purs augmente. Au contraire, une résolution moins fine augmente la probabilité d'avoir des pixels de plus en plus mélangés, et il est alors plus challengeant d'extraire un spectre pur. Manuellement, le nombre d'endmembers est fonction du contexte de l'image mais ne dépasse jamais le nombre de 5. Ce nombre semble cohérent par rapport au nombre de bandes spectrales utilisées pour la comparaison qui doivent idéalement être bien plus nombreuses que le nombre d'endmembers. Celles-ci contiennent les 13 bandes spectrales du satellite Sentinel-2 et 2 indices, le NDVI et NDWI. Bien que non effectué ici, il pourrait être pertinent d'introduire un endmember qui gère la non-linéarité liée aux ombres sur l'image.

Il est également important de noter que la "pureté" des pixels choisi pour la construction du spectre n'est pas directement vérifiable et il existe donc une incertitude associée à ce choix de pixels. L'eau peut aussi présenter des signatures spectrales différentes sur une même image alors que les deux pixels ne contiennent que de l'eau. Ceci peut être expliqué par la profondeur de l'eau, la turbidité ou encore par la présence de plantes aquatiques sous la surface de l'eau. L'application de la PSF pourrait aussi avoir un impact bien que [Wang et al. \(2018\)](#) montre qu'elle permet d'obtenir des surfaces des classes d'intérêt plus cohérentes avec la réalité de terrain en appliquant un modèle de démixage.

6.2.2 Variation saisonnières des performances de la MESMA

Il est observé que le modèle MESMA utilisé présente des disparités de performances en fonction de la saisonnalité des images utilisées. En effet, les images d'automne et de début du printemps semblent apporter plus de bruit dans le démixage des pixels par rapport aux images estivales (*figure 29*). Ceci a pu être expliqué par la végétation sénescence de la période de végétation précédente qui peut apporter de l'hétérogénéité dans les spectres et brouiller la discrimination de l'eau. De plus, les signatures spectrales de ces deux classes sont relativement proches. [Okujeni et al. \(2021\)](#) explique que l'utilisation exclusive d'images d'automne pour cartographier la végétation au moyen d'images Landsat et de données "EnMAP" introduit une augmentation de l'erreur moyenne absolue allant de 2 à 8,1%. Au contraire, les images estivales sont caractérisées par des performances globales plus importantes et simi-

lares au démixage multi-saisonnier. L'auteur pointe aussi l'influence de la végétation sénescente : "*were related to the reduced spectral separability due to the senescence stage of plants*" (Okujeni et al., 2021).

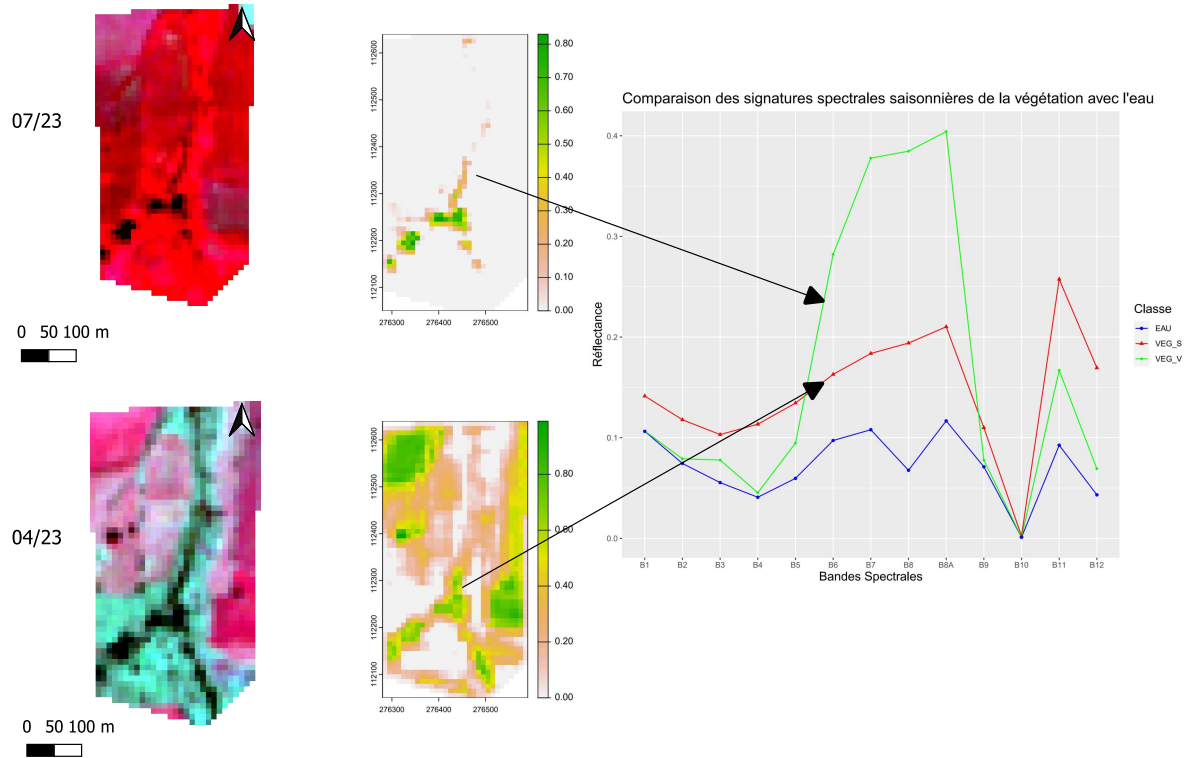


FIGURE 29 – Illustration de l'influence saisonnière sur la performance du modèle MESMA.

Il est cependant important de noter que la saison estivale peut aussi être source de biais. En effet, la végétation herbacée étant plus haute, l'eau est sous-détectée si celle-ci arrive à une hauteur inférieure à cette végétation. Les feuilles des arbres peuvent aussi interférer avec le bon démixage des pixels, bien que les arbres morts ou sans feuilles le puissent aussi. Le problème des arbres a cependant été réduit au minimum grâce à la correction de végétation présentée dans la méthodologie.

6.2.3 Ajustement du modèle de régression MESMA-DEM

Tout d'abord, le couplage du modèle de démixage des pixels MESMA avec le DEM montre son pouvoir de discrimination et ne fournit pas de résultats significatifs si le plan d'eau n'existe pas à la date de l'image étudiée. Un R^2 faible montre donc que le modèle de démixage MESMA ne trouve pas de valeurs pour l'eau et que le DEM ne parvient pas à ajuster les valeurs de la MESMA avec une altitude précise. L'absence de plan d'eau est aussi

accompagnée d'une **RMSE** moyenne plus élevée (*figure 18*). Le modèle MESMA peut expliquer cette augmentation de différentes manières. L'eau étant un endmember assez spécifique en termes de spectre de réflectance, son absence dans un pixel peut contraindre le modèle MESMA à ne pas l'inclure lors de l'estimation des proportions de chaque endmember dans les pixels. Les spectres des endmembers restants peuvent alors être moins spécifiques que celui de l'eau et, le modèle aura alors plus de difficultés à trouver des combinaisons linéaires des endmembers purs qui reflètent les pixels mixés sans eau. Dans les images étudiées, ceci peut être expliqué par les différents types de végétations parfois présents. En plus d'une variabilité naturelle pouvant être importante, les signatures spectrales peuvent être proches même entre de la végétation arborée et des hautes plantes herbacées comme trouvées dans les mégaphorbiaies. La **RMSE** plus élevée pourrait aussi être expliquée par un choix d'endmembers non-pertinent au départ. Si ceux-ci sont trop peu nombreux, le modèle peinera à trouver une solution acceptable comme toutes les classes ne sont pas représentées dans les spectres purs utilisés pour démixer les pixels. Un nombre trop élevé causera un chevauchement des spectres des endmembers, ce qui aura la même conséquence que précédemment, une augmentation de l'erreur quadratique moyenne.

Ensuite, le contexte initial du DEM a également un impact majeur sur l'ajustement. Tout d'abord, un différentiel important de DEM sur des distances courtes permet un meilleur ajustement du modèle MESMA-DEM. Le phénomène d'inondation est alors mieux décrit par le DEM que si celui-ci est plus homogène. Le cas du site de Rechterbach est donc idéal avec le différentiel entre l'altitude la plus haute et la plus basse qui vaut 50cm sur environ 50m. Le site de Glain possède le différentiel le plus important en absolu avec 70cm mais relativement équivalent aux 3 autres sites en relatif. De plus, un plan d'eau était déjà présent en 2012.

En effet, la présence antérieure d'un plan d'eau à l'acquisition des données LiDAR 2013-2014 peut aussi constituer un biais à l'ajustement du modèle. Comme expliqué pour le test sur le barrage de Coö, des artefacts peuvent exister sur le DEM et cela impose également l'altitude minimale de l'eau. Le catalogue d'altitudes appréhende donc les processus d'inondations avec un regard biaisé par rapport à la réalité.

Enfin, de manière globale, le DEM trouve fréquemment des valeurs supérieures à celles observées sur le modèle de MESMA. Cette observation permet de généraliser l'affirmation suivante : la surface trouvée par la régression est pratiquement systématiquement supérieure à celle observée sur l'orthophoto. Cet effet est plus marqué sur les 2 sites qui présentent des tailles de plan d'eau plus modestes, Emmels et Bec du feyi (*Annexe B.2 et B.4*). Explicitement, une valeur plus élevée pour les pixels de 10*10m du DEM montre plus de pixels de 1*1m prenant une valeur de 1 et donc un polygone final de taille plus importante. Une des

observations importantes et qui est généralisable est que la surface trouvée par la régression est pratiquement systématiquement supérieure à celle observée sur l'ortho. Il est aussi important de rappeler que les barrages utilisés dans l'analyse ont été cartographiés pendant l'été 2023. En effet, ceux-ci peuvent aussi présenter une certaine dynamique au cours du temps et leur hauteur a été fixée au préalable à 1m au-dessus du bord le plus haut du plan d'eau.

Tout ceci permet de converger vers une affirmation générale quant à l'ajustement de cette méthode pour les plans d'eau de castor. Une des composantes majeures qui conditionne les résultats du modèle MESMA-DEM se situe dans le contexte topographique et lié aux habitats occupés par le castor. En effet, les résultats avaient montré que le facteur site est très hautement significatif (*figure 17*).

6.3 Rôle majeur de la végétation

La végétation, quelle qu'elle soit, joue un rôle primordial dans la détection de l'eau par le modèle de démixage des pixels Sentinel-2. Tout d'abord, les plans d'eau situés majoritairement sous de la végétation arborée n'ont pas pu être détectés au moyen du modèle MESMA mobilisé. Ceux-ci ont été écartés au préalable de l'analyse. Une présence d'arbres autour du plan d'eau ne pose cependant pas grandes difficultés après la correction appliquée. Tous les sites retenus pour ce mémoire y sont confrontés. Il peut aussi exister des différences entre les arbres vivants et morts. En effet, leurs signatures spectrales ne sont pas identiques. Il est cependant difficile de l'extraire étant donné la difficulté de trouver des pixels "purs" d'arbres morts étant donné qu'ils sont souvent mixés avec l'eau au sein des pixels Sentinel-2.

Les milieux humides introduits par l'activité du castor ou déjà présents avant son arrivée introduisent des biais visuels quant à la surface réellement occupée par l'eau sur les orthophotos et les images Sentinel-2. En effet, en période estivale, la végétation typique de ces milieux peut atteindre une hauteur de plus de 1,5m avec une densité importante. En conséquence, l'eau n'est que partiellement ou pas du tout visible depuis des images aériennes. L'étendue d'eau observée au moyen de ces images est alors biaisée et ne reflète pas complètement la réalité topographique du site. La formation de touradons élève souvent la plante et forme alors des canaux pour la circulation de l'eau qui sont peu visibles vus du ciel étant donné que la plante étale son feuillage par dessus. La saisonnalité des images influence aussi les résultats comme explicité par la *figure 29*. De plus, la dynamique des plans d'eau de castor se caractérise souvent par l'augmentation de la végétation aquatique flottante comme observé sur les sites d'Emmels et de Rechterbach. La *figure 30* explicite toutes les difficultés potentielles liées à la détection de l'eau en présence de végétation.

Difficultés de détection de l'eau liées à la végétation typique des milieux occupés par le castor

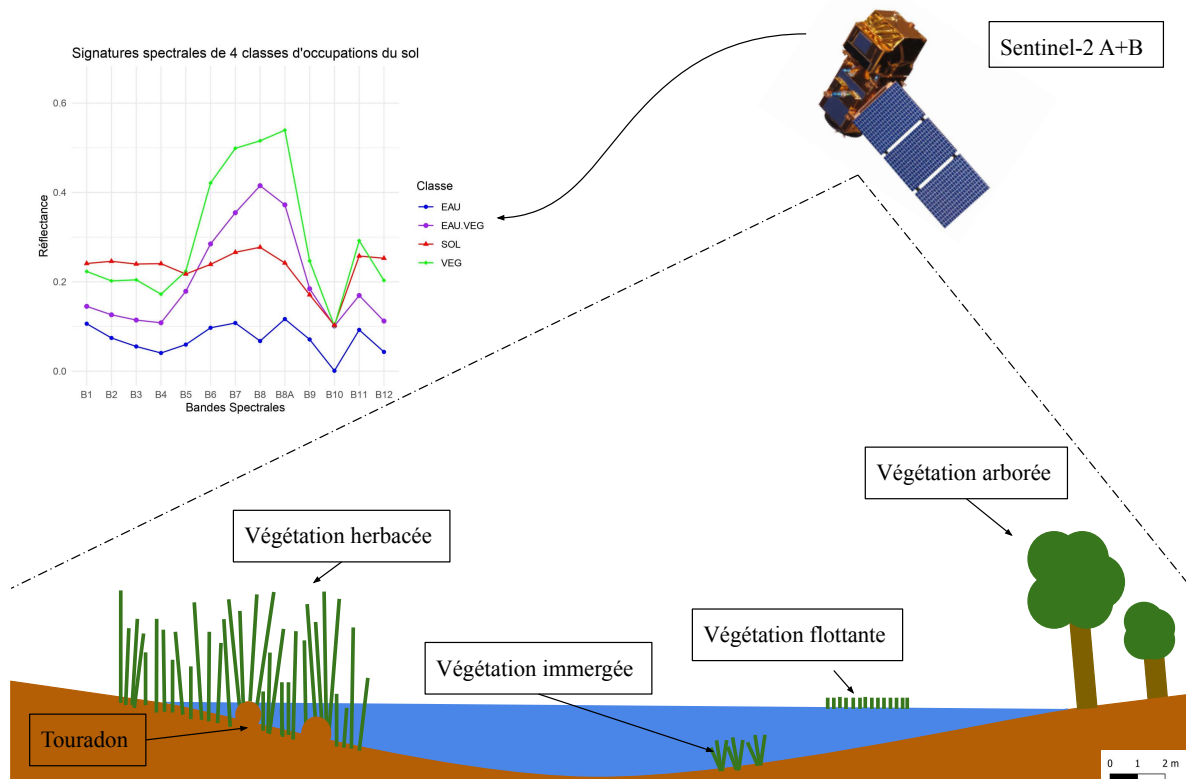


FIGURE 30 – Illustration des limitations de détections de l'eau introduites par la diversité des organismes végétaux typiques des milieux occupés par le castor.

6.4 Sentinel-2, Ortho ou DEM, quel est le plus fiable ?

La validation des résultats de l'étape de calibration a pu conforter les observations émises ci-dessus quant aux surfaces trouvées par le modèle de régression. Tout d'abord, les coefficients de détermination pour les deux images les plus proches possibles des orthophotos 2018 et 2023 sont comparables à ceux trouvés précédemment. Le site de Glain connaît toujours des difficultés supplémentaires, mais l'ajustement de l'année 2023 est meilleur qu'avec l'image utilisée pour la calibration (*figure 16*). Il convient de rappeler que les dates des images Sentinel-2 extraites pour l'étape de validation sont proches de celles des orthophotos, mais avec un décalage de 2 à 8 jours en fonction des images. Étant donné la dynamique temporelle importante des plans d'eau, cette différence peut impacter les résultats obtenus.

L'observation des tableaux montrant les distances aux plus proches voisins révèle des distances moyennes négatives pour la "d_R-O" et la d_MAX-O". Les valeurs négatives montrent que le plan d'eau digitalisé au moyen de points sur l'ortho est de taille moindre que celui trouvé par le modèle ou que celui obtenu avec l'altitude maximum observée. Après avoir énoncé les limitations de la détection de l'eau par la végétation, ces résultats sont cohérents avec les hypothèses posées quant à la visibilité de l'eau sous la végétation herbacée. En ce qui concerne la "d_MAX-O" moyenne, celle-ci est plus grande en valeur absolue que la "d_R-O" et est toujours négative. Par construction, les distances "d_R-MAX" moyennes entre le polygone de régression et d'altitude maximale peuvent être trouvées, et sont donc en moyenne positives.

Même si ces valeurs de distances peuvent paraître élevées, il est nécessaire de recontextualiser les informations fournies par l'orthophoto, le satellite et le DEM pour en tirer pleinement parti. L'orthophoto ne montre que l'eau libre et directement visible sur l'image. Elle ne donne donc pas les limites réelles de celui-ci, mais seulement la partie ne présentant pas de végétation et avec une profondeur suffisante. Le satellite peut quant à lui discriminer l'eau au moyen d'une signature spectrale qui lui est spécifique même si elle est mixée à d'autres classes d'occupations du sol. Il faut cependant une visibilité suffisante et une profondeur minimum pour obtenir des résultats pertinents. Au contraire, avec le DEM, on obtient une surface qui ne prend pas en compte la végétation sus-jacente et ne montre pas de dimension de profondeur mais une étendue potentielle à une élévation donnée. La valeur à utiliser dépend donc du contexte de l'étude. Si le but est de digitaliser toutes les zones impactées par le plan d'eau pour, par exemple, étudier l'évolution des mégaphorbiaies ou des magniocariçaies, il est plus pertinent d'utiliser la solution fournie par le modèle de régression ou l'altitude maximum observée sur le DEM. Au contraire, s'il est plutôt question d'étudier des communautés végétales typiques de milieux aquatiques lenticues ou l'habitat EUNIS C1 qui

constitue les eaux calmes, alors l'orthophoto sera plus fiable mais disponible qu'une seule fois par an. L'intérêt du modèle de régression est de potentiellement fournir des résultats sur les étendues d'eau tous les 5 jours en cas de temps clair et de fournir un compromis entre le plan d'eau visible sur l'orthophoto et celui fourni par le DEM sur base d'une altitude maximale observable.

Le DEM utilisé datant de 2013-2014, il est également possible que des modifications de celui-ci aient eu lieu depuis cette dernière décennie. En effet, l'activité du castor ne se limite pas à la construction de barrage. La construction de canaux par le castor peut significativement modifier la dynamique hydrologique du site et du plan d'eau. [Larsen et al. \(2021\)](#); [Hood & Larson \(2015\)](#) montrent que les canaux construits par les castors contribuent à augmenter fortement le ratio volume surface des milieux humides. En effet, le castor amène de l'eau dans des milieux où la nappe est déjà affleurante ce qui inonde rapidement ces surfaces. En outre, la donnée utilisée présente une résolution planimétrique de 1m et la précision altimétrique est de 0,12m, ce qui introduit une grande incertitude étant donné les différentiels d'altitude déjà faible au sein de ces milieux.

6.5 Conditions nécessaires à l'application du modèle

Bien que le modèle proposé ici puisse produire des résultats significatifs et cohérents en termes de surfaces de plans d'eau, le contexte de l'image conditionne fortement la précision de l'approche. Dans ce cadre, il convient de définir les conditions optimales qui amèneront à des conclusions pertinentes.

Tout d'abord, la taille maximale du plan d'eau observé sur les images Sentinel-2 influence la qualité du modèle de démixage MESMA. En effet, les spectres utilisés sont construits manuellement et dépendent du contexte de l'image. Si la classe "eau" n'est que peu présente, il y aura en conséquence peu de points considérés comme "purs". Un petit plan d'eau est aussi synonyme de peu de pixels de comparaison avec le modèle numérique de terrain. La régression résultante s'ajustera alors plus difficilement que s'il existe un grand nombre de points sur le graphique. De manière générale, la qualité d'ajustement augmente significativement lorsque la surface du plan d'eau est supérieure à 500m². Cette taille de plan d'eau n'est pas directement liée à la longueur du barrage. Même si une grande surface ne garantit pas des résultats cohérents comme observé sur le site de Glain, le R^2 est corrélé à la taille du plan d'eau comme l'avait montré le *tableau 22*. On peut fixer le degré de confiance satisfaisant à la moyenne du R^2 du modèle, c'est à dire 0,7205.

Un différentiel marqué de DEM est aussi idéal pour la détection des inondations par le plan d'eau de castor. Le castor privilégie cependant des habitats avec peu de pentes où la différence de DEM est plus difficilement perceptible. Une faible différence peut accroître la sensibilité aux erreurs de mesures ou introduire des effets de seuil qui mènent à des interprétations incorrectes. Comme observé à de multiples reprises, la présence préalable d'un plan d'eau aux acquisitions LiDAR est une source de biais important.

La présence de végétation est pratiquement inévitable, mais ne constitue pas un frein à l'application de la méthode. Il faut cependant éviter la présence d'un couvert feuillu dense qui cache totalement le plan d'eau. Le couplage du modèle de démixage et du DEM apporte un bon compromis de surface et tolère la présence de végétation herbacée. Elle peut cependant limiter la détection de l'eau par les images satellites. La végétation aquatique flottante ou non introduit les mêmes limitations.

6.6 Dynamique générale d'évolution des plans d'eau

Les résultats ont pu montrer une évolution des surfaces d'eau cohérente qui est corrélée avec d'autres variables comme le coefficient de détermination annuel moyen et la profondeur moyenne standardisée. Les distances de validation montrent aussi un comportement qui suit la dynamique des plans d'eau avec des valeurs plus faibles en valeurs absolues en 2023 du fait de la surface plus importante. Le modèle construit permet donc de suivre la dynamique temporelle pour autant que la surface d'eau soit suffisante. Toutefois, il convient de souligner que cette évolution représente une tendance moyenne et contient une variabilité inter-sites significative. Chaque plan d'eau présente des dynamiques individuelles distinctes, influencées par des facteurs locaux spécifiques tels que les conditions climatiques, le contexte topographique ou encore la végétation typique du site.

La profondeur moyenne trouvée est largement inférieure à celle trouvée dans la littérature, qui avoisine les 0,7m, mais n'est pas incohérente vis à vis de la méthode utilisée. En effet, la méthode de catalogue de DEM reprend tous les pixels directement inférieurs à une altitude donnée et possède donc pas de dimension de profondeur minimale. La moyenne de cette valeur ne reflète pas non plus la variabilité naturelle avec dans tous les sites une profondeur maximale observée qui est supérieure à 0,6m. La faible valeur moyenne peut aussi être expliquée par la dynamique topographique et notamment par le différentiel de DEM. En effet, une pente douce aura tendance à provoquer une augmentation rapide de la surface alors que la profondeur sur cette pente sera très faible et non directement utilisée par le castor pour ses déplacements. Il faut aussi noter que pour 2 sites étudiés, un plan d'eau était déjà présent

au moment de la campagne LiDAR 2013-2014 (Glain et Bec du feyi). La profondeur obtenue n'est donc pas absolue mais relative par rapport à celle obtenue par interpolations en 2013-2014. De plus, elle sera faible voir quasiment nulle si les altitudes sont proches. La *figure 30* montre l'influence de la hauteur d'eau sur la surface obtenue. Sur la *figure 30a*, la profondeur est suffisante pour le castor et la surface utile à ses déplacement comprend alors tout le plan d'eau. Au contraire, la *figure 30b* montre une hauteur d'eau légèrement plus importante mais qui inonde une surface bien plus importante à cause d'un plateau à faible pente avec un habitat de type magnocariçaie.

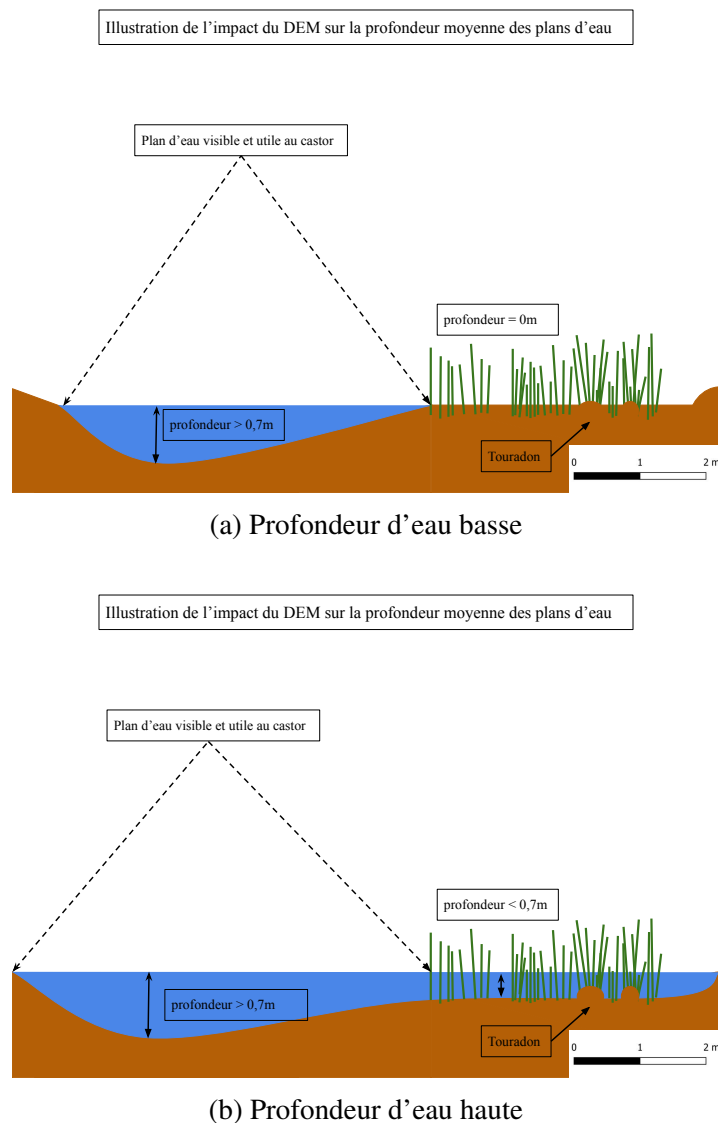


FIGURE 30 – Illustration de l'influence du contexte topographique associé au DEM sur la profondeur des plans d'eau observés et sur la surface disponible pour l'espèce castor.

6.7 Réflexion sur les habitats

Indéniablement, le castor impact son environnement et modifie les habitats en place. De manière générale, on peut affirmer que cette espèce introduit de l'hétérogénéité au sein du paysage. Cette hétérogénéité peut être expliquée en partie par l'apport d'eau qui diversifie les habitats de milieux humides. Des sorties de terrain réalisées par M. Julien Hainaut et moi-même dans le cadre de relevés ornithologiques ont pu également confirmer la présence d'eau en dessous de cette végétation exubérante à partir du mois de mai. Il a été noté que l'installation pérenne du castor semble favoriser l'installation de communautés végétales de type magnocariçaies. Celles-ci se composent de larges ensembles de laîches sociales souvent dominées par *Carex acutiformis*, *Carex paniculata* ou encore *Carex appropinquata*. Celles-ci peuvent former des touradons qui peuvent dépasser 60 à 80cm de hauteur. La hauteur totale de la végétation en période estivale peut alors dépasser 1,5m. Bien que non repris comme habitat d'intérêt communautaire en Belgique, la magnocariçaie reste d'intérêt patrimonial et joue un rôle important pour par exemple certaines espèces d'oiseaux comme le râle d'eau (*Rallus aquaticus*) qui est favorisé par l'installation du castor. L'habitat d'intérêt communautaire le plus en expansion est évidemment le plan d'eau qui est repris sous la typologie "3130" et "3150" (Delescaille et al., 2022). Comme expliqué précédemment, le castor peut également construire des édifices comme des canaux qui contribuent alors à une connectivité accrue des habitats aquatiques et humides en général. L'habitat d'intérêt communautaire le plus impacté par le castor serait la mégaphorbiaie reprise sous le code Natura 2000 "6430" mais des analyses supplémentaires sont nécessaires pour affiner les résultats (Kints, 2023).



FIGURE 31 – Habitats typiques de milieux humides qui limitent la visibilité globale de l'eau par télédétection. Ces deux sites sont occupés par le râle d'eau (*Rallus aquaticus*) qui y nidifie très probablement (© Sébastien Hauptmann 2024).

7 Perspectives

Comme expliqué auparavant dans la partie discussion, une tentative d'automatisation des processus de sélection et d'extraction d'endmembers avait montré des résultats inférieurs à ceux obtenus manuellement. Bien que les méthodes essayées comme la VD-HFC pour l'estimation des endmembers ou la VCA pour l'extraction n'aient pas donné de résultats intéressants, beaucoup d'autres méthodes ont été développées et pourraient être utiles dans cette démarche ([Martinez Pablo et al., 2009](#)). Notamment l'algorithme "AMEE" ou "Automated Morphological Endmember Extraction" semble pertinent à tester ([Plaza et al., 2004](#)). Ceci serait intéressant dans le cadre d'une application de cette méthode à plus large échelle étant donné les étapes chronophages de construction des spectres de réflectance pour chaque image.

Bien que présentant de nombreux avantages, l'utilisation du modèle MESMA de type linéaire pourrait être améliorée par d'autres types de modèles qui capturent mieux la variabilité des associations d'endmembers au sein du pixel. En effet, si ceux-ci présentent des associations plus intimes à des échelles très fines dans un pixel, le spectre résultant ne peut plus être décomposé au moyen de combinaisons linéaires d'endmembers purs. L'influence des ombres dans l'image peut aussi introduire des changements de comportement des spectres. Cette situation introduit alors de la non-linéarité dans le modèle utilisé ([Keshava & Mustard, 2002](#)). Cette non-linéarité est principalement causée par le phénomène de diffusion des ondes ou "scattering". Le "postnonlinear mixing model" ou PNMM est un des algorithmes non-linéaires les plus utilisés qui a été proposé par [Altmann et al. \(2012\)](#). Celui-ci utilise des fonctions polynomiales non-linéaires de second ordre et un modèle hiérarchique bayésien pour la résolution. Une des améliorations à apporter au modèle MESMA est également sa performance en dehors des périodes de végétation. Ceci pourrait être effectué en ajoutant d'autres indices de végétation reflétant la présence de végétation sénescente ou par l'utilisation des modèles non-linéaires comme décrit ci-dessus. Ceci pourrait permettre de diminuer les biais liés à la végétation émergente des milieux aquatiques.

L'utilisation de données Sentinel-2 a permis d'obtenir des résultats satisfaisants avec un R^2 moyen de plus de 0,7 mais la disponibilité des images Sentinel-2 exploitables est très dépendante des éléments météorologiques. Comme observé depuis le début de l'année 2024, pratiquement, aucune image n'a pu être extraite pour 2024. Dans ce cadre, mobiliser des données dont la qualité est indépendante des conditions météorologiques serait pertinent. Les données de la constellation Sentinel-1 pourraient être un choix intéressant. En effet, ces satellites du programme Copernicus effectuent des missions d'observations de la terre au moyen d'un radar à synthèse d'ouverture opérant en bande C ("SAR-C"). En effet, ceux-ci utilisent des fréquences de 5.405 GHz et présentent quatre modes de fonctionnement. Le plus polyvalent est le mode interférométrique avec une résolution au sol de 5m sur 20m ([Malenovsky et al., 2012](#); [Geudtner et al., 2014](#)). De plus, les 2 satellites de Sentinel-1 ont une période théorique de 12 jours, mais de 6 jours en les combinant, et même de 2-3 jours à nos latitudes en prenant en compte son orbite. Ceci permet alors d'obtenir des données avec une fréquence temporelle élevée qui ne dépendent pas des conditions météorologiques ou des conditions de luminosité. Cependant, après un dysfonctionnement du satellite Sentinel-1B survenu le 23 décembre 2021, seul le Sentinel-1A est actuellement en service. Le lancement de Sentinel-1C est prévu pour la fin de l'année 2024, malgré les retards accumulés suite à des défaillances du lanceur Vega-C en 2022.

L'eau calme est souvent représentée par des couleurs sombres sur les images Sentinel-1 étant donné son pouvoir de rétrodiffusion faible ([Guzder-Williams & Alemohammad, 2021](#)).

L'utilisation des données SAR-C dans la modélisation des inondations a déjà été largement documentée avec des résultats qui montrent l'intérêt de la grande fréquence temporelle de ces données ([Guzder-Williams & Alemohammad, 2021](#); [Tarpanelli et al., 2022](#)). La végétation et la présence de vent peuvent cependant rendre la détection et la modélisation des inondations plus complexe ([Tarpanelli et al., 2022](#)). [Zhang et al. \(2023\)](#) a utilisé la combinaison de données Sentinel-2 et SAR-C pour étudier la dynamique des barrages avec une précision de 72,5 à 83%.

La source de données satellites pourrait aussi faire appel à des résolutions spatiales plus fines comme avec le satellite commercial Worldview-3 qui possède une résolution de 0,31m en bande panchromatique et de 1,24m pour les bandes multispectrales ainsi qu'une période de révolution de moins d'un jour. L'existence d'une bande panchromatique pourrait permettre l'utilisation plus aisée de pansharpening. D'autres constellations commerciales existent aussi comme Ikonos, Quickbird, GeoEye ou Pléiades.

L'étude de la dynamique de ces plans d'eau pourrait également être complétée par des validations de terrains en plus de celle utilisant les orthophotos. En effet, comme expliqué, les 3 sources de données utilisées ne représentent pas les mêmes "réalités" de plan d'eau. En appliquant le modèle sur des images puis en allant directement sur le terrain, on peut aussi apporter des réponses plus précises sur les représentations des plans d'eau obtenus et confronter une source supplémentaire de données à très haute résolution. Une des variables à tester sera la hauteur minimale de l'eau définissant l'appartenance ou non au plan d'eau digitalisé.

8 Conclusion

Cette étude a permis de développer une méthode permettant le suivi de la dynamique des plans d'eau liés à l'activité du castor européen (*Castor fiber*) au sein de réserves naturelles en Wallonie. La méthodologie a impliqué l'utilisation de 3 grandes sources de données présentant des disparités de résolution spatiale pour la calibration et la validation des résultats. Un modèle de démixage MESMA a tout d'abord été appliqué sur des images Sentinel-2 (10m) après avoir construit des spectres de réflectance pertinents sur base des mêmes images. Ensuite, le DEM datant de 2013-2014 (1m) a été rééchantillonné afin d'obtenir une résolution similaire à celle des images Sentinel-2 (10m). L'altitude de l'eau retenue par cette méthode est celle qui permet le meilleur ajustement de la régression linéaire entre les valeurs du DEM (10m) et celle du modèle MESMA (10m). Les résultats, bien qu'encourageants, montrent toute la complexité de ces milieux humides et l'influence du contexte topographique et biologique dans la qualité des plans d'eau modélisés grâce à la méthode de régression. Ceux-ci semblent tout de même cohérents avec ceux trouvés dans la littérature et sont même originaux quant à l'échelle spatiale réduite utilisée.

En conclusion, la méthodologie simple développée sous forme d'une régression de deux sources de données a été en mesure d'appréhender la dynamique temporelle des plans d'eau liés à l'activité du castor avec des résultats satisfaisants. Développer des études de terrain supplémentaires semble être pertinent pour confronter différentes démarches. Celle-ci pourrait être utilisée comme première approche pour évaluer les risques liés à la dynamique potentielle d'un plan d'eau en cas de conflit d'intérêt avec la population humaine. L'introduction d'une incertitude supplémentaire quant à l'étendue du plan d'eau sous forme d'un tampon serait appropriée.

Il est crucial de ne pas oublier que ces habitats peuvent présenter des dynamiques très marquées à des échelles de temps réduites. La végétation liée aux milieux humides joue un rôle crucial dans la compréhension des phénomènes hydrologiques. Bien que la présence du castor puisse parfois être défavorable à certaines autres espèces animales ou végétales, il introduit une hétérogénéité précieuse au sein des paysages. Cette diversité créée par le castor ne peut indéniablement qu'être bénéfique pour nos écosystèmes.

Bibliographie

- Acharya T.D., Subedi A. & Lee D.H., 2019. Evaluation of Machine Learning Algorithms for Surface Water Extraction in a Landsat 8 Scene of Nepal. *Sensors*, 19(12) :2769. doi :10.3390/s19122769. Number : 12 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Al-amri S.S., Kalyankar N.V. & Khamitkar S.D., 2010. A Comparative Study of Removal Noise from Remote Sensing Image. doi :10.48550/arXiv.1002.1148. ArXiv :1002.1148 [cs].
- Altmann Y., Halimi A., Dobigeon N. & Tournet J.Y., 2012. Supervised Nonlinear Spectral Unmixing Using a Postnonlinear Mixing Model for Hyperspectral Imagery. *IEEE transactions on image processing : a publication of the IEEE Signal Processing Society*, 21 :3017–25. doi :10.1109/TIP.2012.2187668.
- Alwosheel A., van Cranenburgh S. & Chorus C.G., 2018. Is your dataset big enough ? Sample size requirements when using artificial neural networks for discrete choice analysis. *Journal of Choice Modelling*, 28 :167–182. doi :10.1016/j.jocm.2018.07.002.
- Atkinson P.M., 1997. Mapping sub-pixel boundaries from remotely sensed images. In *Innovations In GIS*, CRC Press. Num Pages : 19.
- Atkinson P.M., 2005a. Sub-pixel Target Mapping from Soft-classified, Remotely Sensed Imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 71(7) :839–846. doi :10.14358/PERS.71.7.839.
- Atkinson P.M., 2005b. Super-resolution target mapping from soft classified remotely sensed imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 71(7) :839–846. Number : 7.
- Babaei H., Janalipour M. & Tehrani N.A., 2019. A simple, robust, and automatic approach to extract water body from Landsat images (case study : Lake Urmia, Iran). *Journal of Water and Climate Change*, 12(1) :238–249. doi :10.2166/wcc.2019.078.
- Balz T., 2022. Scientometric Full-Text Analysis of Papers Published in Remote Sensing between 2009 and 2021. *Remote Sensing*, 14 :4285. doi :10.3390/rs14174285.
- Barnes D.M. & Mallik A.U., 1997. Habitat Factors Influencing Beaver Dam Establishment in a Northern Ontario Watershed. *The Journal of Wildlife Management*, 61(4) :1371–1377. doi :10.2307/3802140. Publisher : [Wiley, Wildlife Society].
- Barvaux C., Manet B. & Liégeois S., 2015. Cohabiter avec le CASTOR en Wallonie. ...

- Bateson A. & Curtiss B., 1996. A method for manual endmember selection and spectral unmixing. *Remote Sensing of Environment*, 55(3) :229–243. doi :10.1016/S0034-4257(95)00177-8.
- Brazier R.E. et al., 2021. Beaver : Nature’s ecosystem engineers. *WIREs Water*, 8(1) :e1494. doi :10.1002/wat2.1494. _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/wat2.1494>.
- Campagnolo M.L. & Montano E.L., 2014. Estimation of Effective Resolution for Daily MODIS Gridded Surface Reflectance Products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(9) :5622–5632. doi :10.1109/TGRS.2013.2291496.
- Chang C.I. & Du Q., 2004. Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(3) :608–619. doi :10.1109/TGRS.2003.819189. Conference Name : IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.
- Chang C.I. et al., 2016. Comparative Study and Analysis Among ATGP, VCA, and SGA for Finding Endmembers in Hyperspectral Imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(9) :4280–4306. doi :10.1109/JSTARS.2016.2555960. Conference Name : IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing.
- Cheng J. et al., 2020. Review of Methods and Remote Sensing Cases Using Spectral Library. *Remote Sensing Technology and Application*, 35(2) :267–286. doi :10.11873/j.issn.1004-0323.2020.2.0267.
- Clements M.P. & Smith J., 1997. The performance of alternative forecasting methods for SETAR models. *International Journal of Forecasting*, 13(4) :463–475. doi :10.1016/S0169-2070(97)00017-4.
- Coninck M., 2022. Modélisation des barrages du castor européen en Wallonie et prédiction des tronçons à risques de conflits. Ph.D. thesis, Université de Liège, Gembloux Agro Bio-Tech.
- Corbane C. et al., 2020. A global cloud free pixel- based image composite from Sentinel-2 data. *Data in Brief*, 31 :105737. doi :10.1016/j.dib.2020.105737.
- Degerickx J., Roberts D.A. & Somers B., 2019. Enhancing the performance of Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (MESMA) for urban land cover mapping using airborne lidar data and band selection. *Remote Sensing of Environment*, 221 :260–273. doi :10.1016/j.rse.2018.11.026.

- Delescaille L.M. et al., 2022. Les habitats d'intérêt communautaire de wallonie. *Publication du Département de l'Étude du Milieu Naturel et Agricole (SPW ARNE)* :1028.
- Dias de Oliveira F., 2020. Impact du castor sur les populations d'odonates en Ardenne belge. Ph.D. thesis.
- Du Y. et al., 2016. Water Bodies' Mapping from Sentinel-2 Imagery with Modified Normalized Difference Water Index at 10-m Spatial Resolution Produced by Sharpening the SWIR Band. *Remote Sensing*, 8(4) :354. doi :10.3390/rs8040354. Number : 4 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- ESA, 2023. MSI Instrument – Sentinel-2 MSI Technical Guide – Sentinel Online.
- Eyben S., 2012. Quand les castors débarquent... *Silva Belgica*, 119-6 :45–51.
- Fedorov A.A., Barbosa S.P. & Berberan-Santos M.N., 2006. Radiation propagation time broadening of the instrument response function in time-resolved fluorescence spectroscopy. *Chemical Physics Letters*, 421(1) :157–160. doi :10.1016/j.cplett.2006.01.049.
- Fernández-García V. et al., 2021. Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (MESMA) Applied to the Study of Habitat Diversity in the Fine-Grained Landscapes of the Cantabrian Mountains. *Remote Sensing*, 13(5) :979. doi :10.3390/rs13050979. Number : 5 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Feyisa G.L., Meilby H., Fensholt R. & Proud S.R., 2014. Automated Water Extraction Index : A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140 :23–35. doi :10.1016/j.rse.2013.08.029.
- Franc V., Hlaváč V. & Navara M., 2005. Sequential Coordinate-Wise Algorithm for the Non-negative Least Squares Problem. In A. Gagalowicz & W. Philips, editors, *Computer Analysis of Images and Patterns*. Springer, Berlin, Heidelberg, Lecture Notes in Computer Science, 407–414. doi :10.1007/11556121_50.
- Fraser R.H., Olthof I. & Berezanski D., 2024. Large multi-decade beaver ponding changes in the subarctic Hudson Bay Lowlands, Canada observed using satellite remote sensing. *Environmental Research Letters*, 19(4) :044061. doi :10.1088/1748-9326/ad36d6. Publisher : IOP Publishing.
- Frosch C. et al., 2014. The Genetic Legacy of Multiple Beaver Reintroductions in Central Europe. *PloS one*, 9 :e97619. doi :10.1371/journal.pone.0097619.
- Geudtner D. et al., 2014. Sentinel-1 System capabilities and applications. In 2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium. 1457–1460. doi :10.1109/IGARSS.2014.6946711. ISSN : 2153-7003.

- Gharbia R., 2023. Deep Learning for Automatic Extraction of Water Bodies Using Satellite Imagery. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 51(7) :1511–1521. doi :10.1007/s12524-023-01705-0.
- Graham H.A. et al., 2020. Modelling Eurasian beaver foraging habitat and dam suitability, for predicting the location and number of dams throughout catchments in Great Britain. *European Journal of Wildlife Research*, 66(3) :42. doi :10.1007/s10344-020-01379-w.
- Grizonnet M. et al., 2017. Orfeo ToolBox : open source processing of remote sensing images. *Open Geospatial Data, Software and Standards*, 2(1) :15. doi :10.1186/s40965-017-0031-6.
- Grudzinski B.P., Cummins H. & Vang T.K., 2020. Beaver canals and their environmental effects. *Progress in Physical Geography : Earth and Environment*, 44(2) :189–211. doi : 10.1177/0309133319873116. Publisher : SAGE Publications Ltd.
- Guzder-Williams B. & Alemohammad H., 2021. Surface Water Detection from Sentinel-1. In 2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS. 286–289. doi :10.1109/IGARSS47720.2021.9553792. ISSN : 2153-7003.
- Halley D., Saveljev A. & Rosell F., 2020. Population and distribution of beavers *Castor fiber* and *Castor canadensis* in Eurasia. *Mammal Review*, 51. doi :10.1111/mam.12216.
- Halley D.J. & Rosell F., 2003. Population and distribution of European beavers (*Castor fiber*). Accepted : 2008-04-01T12 :55 :52Z Publisher : Zoogdierveniging VZZ.
- Hartman G. & Axelsson A., 2004. Effect of watercourse characteristics on food-caching behaviour by European beaver, *Castor fiber*. *Animal Behaviour*, 67(4) :643–646. doi : 10.1016/j.anbehav.2003.07.008.
- Hartman G. & Törnlov S., 2006. Influence of watercourse depth and width on dam-building behaviour by Eurasian beaver (*Castor fiber*). *Journal of Zoology*, 268(2) :127–131. doi :10.1111/j.1469-7998.2005.00025.x. _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1469-7998.2005.00025.x>.
- Hashemi-Beni L. et al., 2018. Challenges and Opportunities for UAV-Based Digital Elevation Model Generation for Flood-Risk Management : A Case of Princeville, North Carolina. *Sensors*, 18(11) :3843. doi :10.3390/s18113843. Number : 11 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Heinz D. & Chein-I-Chang, 2001. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery. *IEEE Transactions*

- on *Geoscience and Remote Sensing*, 39(3) :529–545. doi :10.1109/36.911111. Conference Name : IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.
- Heylen R., Burazerovic D. & Scheunders P., 2011. Fully Constrained Least Squares Spectral Unmixing by Simplex Projection. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 49 :4112–4122. doi :10.1109/TGRS.2011.2155070.
- Hipni A. et al., 2013. Daily Forecasting of Dam Water Levels : Comparing a Support Vector Machine (SVM) Model With Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). *Water Resources Management*, 27(10) :3803–3823. doi :10.1007/s11269-013-0382-4.
- Hood G.A. & Larson D.G., 2015. Ecological engineering and aquatic connectivity : a new perspective from beaver-modified wetlands. *Freshwater Biology*, 60(1) :198–208. doi : 10.1111/fwb.12487. _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/fwb.12487>.
- Houbrechts G., Vaessen Q. & Peeters A., 2022. HYDRO-SEDIMENTARY MONITORING OF BEAVER DAMS REMOVAL AND IMPACT ON FRESHWATER MUSSELS HABITATS. *Bulletin de la Société Géographique de Liège*. doi :10.25518/0770-7576.6606.
- Huang C., Chen Y. & Wu J., 2014. DEM-based modification of pixel-swapping algorithm for enhancing floodplain inundation mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 35(1) :365–381. doi :10.1080/01431161.2013.871084. Publisher : Taylor & Francis _eprint : <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.871084>.
- Huang C. et al., 2002. Impact of sensor's point spread function on land cover characterization : assessment and deconvolution. *Remote Sensing of Environment*, 80(2) :203–212. doi :10.1016/S0034-4257(01)00298-X.
- Huijser M. & Nolet B., 1991. First observation of a beaver *Castor* fiber in Belgium since 1848. *Lutra*, 34 :43–44.
- Isikdogan F., Bovik A.C. & Passalacqua P., 2017. Surface Water Mapping by Deep Learning. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(11) :4909–4918. doi :10.1109/JSTARS.2017.2735443. Conference Name : IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing.
- Jafarzadegan K. & Merwade V., 2017. A DEM-based approach for large-scale floodplain mapping in ungauged watersheds. *Journal of Hydrology*, 550 :650–662. doi :10.1016/j.jhydrol.2017.04.053.
- Ji L., Zhang L. & Wylie B., 2009. Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 75 :1307–1317. doi :10.14358/PERS.75.11.1307.

- Jiang L., Zhou C. & Li X., 2023. Sub-Pixel Surface Water Mapping for Heterogeneous Areas from Sentinel-2 Images : A Case Study in the Jinshui Basin, China. *Water*, 15(8) :1446. doi :10.3390/w15081446. Number : 8 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Juhász E., Molnár Z., Bede-Fazekas A. & Biró M., 2023. General patterns of beavers' selective foraging : how to evaluate the effects of a re-emerging driver of vegetation change along Central European small watercourses. *Biodiversity and Conservation*, 32(7) :2197–2220. doi :10.1007/s10531-023-02598-8.
- Karran D.J. et al., 2017. Rapid surface-water volume estimations in beaver ponds. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(2) :1039–1050. doi :10.5194/hess-21-1039-2017. Publisher : Copernicus GmbH.
- Keshava N. & Mustard J., 2002. Spectral unmixing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 19(1) :44–57. doi :10.1109/79.974727. Conference Name : IEEE Signal Processing Magazine.
- Kints O., 2023. Le rôle du Castor d'Europe dans la gestion des sites naturels protégés en Wallonie.
- Larsen A., Larsen J.R. & Lane S.N., 2021. Dam builders and their works : Beaver influences on the structure and function of river corridor hydrology, geomorphology, biogeochemistry and ecosystems. *Earth-Science Reviews*, 218 :103623. doi :10.1016/j.earscirev.2021.103623.
- Lempereur D., Rouvroy D. & Van den Bergh M., 2003. Le castor en Région wallonne.
- Leutner B. et al., 2024. RStoolbox : Remote Sensing Data Analysis.
- Li J., Peng B., Wei Y. & Ye H., 2021. Accurate extraction of surface water in complex environment based on Google Earth Engine and Sentinel-2. *PLOS ONE*, 16(6) :e0253209. doi :10.1371/journal.pone.0253209. Publisher : Public Library of Science.
- Li L. et al., 2023. Improved On-Orbit MTF Measurement Method Based on Point Source Arrays. *Remote Sensing*, 15(16) :4028. doi :10.3390/rs15164028. Number : 16 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Li X. et al., 2014. A spatial-temporal Hopfield neural network approach for super-resolution land cover mapping with multi-temporal different resolution remotely sensed images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 93 :76–87. doi :10.1016/j.isprsjprs.2014.03.013.

- Liang J. & Liu D., 2021. Automated estimation of daily surface water fraction from MODIS and Landsat images using Gaussian process regression. *International Journal of Remote Sensing*, 42 :4261–4283. doi :10.1080/01431161.2021.1892859.
- Liu H. et al., 2022. A Comparison of Different Water Indices and Band Downscaling Methods for Water Bodies Mapping from Sentinel-2 Imagery at 10-M Resolution. *Water*, 14(17) :2696. doi :10.3390/w14172696. Number : 17 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Louis J. & ESA, 2023. Level-1 Algorithm Theoretical Bases Document S2-MPC. *ESA L2A Team* :78.
- Main-Knorn M. et al., 2017. Sen2Cor for Sentinel-2. In Image and Signal Processing for Remote Sensing XXIII. SPIE, volume 10427, 37–48. doi :10.1117/12.2278218.
- Majerova M., Neilson B.T. & Roper B.B., 2020. Beaver dam influences on streamflow hydraulic properties and thermal regimes. *Science of The Total Environment*, 718 :134853. doi :10.1016/j.scitotenv.2019.134853.
- Malenovský Z. et al., 2012. Sentinels for science : Potential of Sentinel-1, -2, and -3 missions for scientific observations of ocean, cryosphere, and land. *Remote Sensing of Environment*, 120 :91–101. doi :10.1016/j.rse.2011.09.026.
- Manet B., 2012. La cohabitation avec le castor en wallonie, biologie et évolution de sa présence.
- Martinez Pablo J. et al., 2009. Endmember extraction algorithms from hyperspectral images. *Annals of Geophysics*, 49. doi :10.4401/ag-3156.
- Matabishi J.G., Braun A. & Warth G., 2022. MULTIPLE ENDMEMBER SPECTRAL MIXTURE ANALYSIS OF DESIS IMAGE TO IDENTIFY ROOFTOPS IN KIGALI. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVI-1-W1-2021 :39–47. doi :10.5194/isprs-archives-XLVI-1-W1-2021-39-2022. Conference Name : ISPRS WG I/1 & WG III/4
1st DESIS User Workshop – Imaging Spectrometer Space Mission, Calibration and Validation, Applications, Methods - 28 September–1 October 2021, virtual Publisher : Copernicus GmbH.
- McFeeters S.K., 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International journal of remote sensing*. doi :10.1080/01431169608948714. Publisher : Informa UK Ltd.

- Meerdink S.K., Hook S.J., Roberts D.A. & Abbott E.A., 2019. The ECOSTRESS spectral library version 1.0. *Remote Sensing of Environment*, 230 :111196. doi :10.1016/j.rse.2019.05.015.
- Müller G. & Watling J., 2016. The engineering in beaver dams. In *River Flow 2016*. CRC Press, St. Louis, USA, 2094–2099. doi :10.1201/9781315644479-326.
- Nagaraj R. & Kumar L.S., 2022. Multi scale feature extraction network with machine learning algorithms for water body extraction from remote sensing images. *International Journal of Remote Sensing*, 43(17) :6349–6387. doi :10.1080/01431161.2022.2136505. Publisher : Taylor & Francis _eprint : <https://doi.org/10.1080/01431161.2022.2136505>.
- Nasir N. et al., 2023. Deep learning detection of types of water-bodies using optical variables and ensembling. *Intelligent Systems with Applications*, 18 :200222. doi :10.1016/j.iswa.2023.200222.
- Niroumand Jadidi M., Safdarinezhad A.R., Sahebi M.R. & Mokhtarzade M., 2012. A NOVEL APPROACH TO SUPER RESOLUTION MAPPING OF MULTISPECTRAL IMAGERY BASED ON PIXEL SWAPPING TECHNIQUE. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, I-7 :159–164. doi : 10.5194/isprsannals-I-7-159-2012. Conference Name : XXII ISPRS Congress, Technical Commission VII (Volume I-7) - 25 August – 01 September 2012, Melbourne, Australia Publisher : Copernicus GmbH.
- Nolet B.A. & Rosell F., 1998. Comeback of the beaver *Castor fiber* : An overview of old and new conservation problems. *Biological Conservation*, 83(2) :165–173. doi :10.1016/S0006-3207(97)00066-9.
- Nyssen J., Pontzele J. & Billi P., 2011. Effect of beaver dams on the hydrology of small mountain streams : Example from the Chevral in the Ourthe Orientale basin, Ardennes, Belgium. *Journal of Hydrology*, 402(1) :92–102. doi :10.1016/j.jhydrol.2011.03.008.
- Okujeni A. et al., 2021. Multi-season unmixing of vegetation class fractions across diverse Californian ecoregions using simulated spaceborne imaging spectroscopy data. *Remote Sensing of Environment*, 264 :112558. doi :10.1016/j.rse.2021.112558.
- Pagnutti M. et al., 2010. Targets, methods, and sites for assessing the in-flight spatial resolution of electro-optical data products. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 36(5) :583–601. doi :10.5589/m10-078. Publisher : Taylor & Francis _eprint : <https://doi.org/10.5589/m10-078>.

- Papioannou G., Vasiliades L. & Loukas A., 2015. Multi-Criteria Analysis Framework for Potential Flood Prone Areas Mapping. *Water Resources Management*, 29(2) :399–418. doi :10.1007/s11269-014-0817-6.
- Peddle D., Brunke S. & Hall F., 2014. A Comparison of Spectral Mixture Analysis and Ten Vegetation Indices for Estimating Boreal Forest Biophysical Information from Airborne Data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 27 :627–635. doi :10.1080/07038992.2001.10854903.
- Petit F. et al., 2012. L'effet des barrages de castors sur le système hydrographique.
- Petrosyan V.G. et al., 2019. Modelling of competitive interactions between native Eurasian (*Castor fiber*) and alien North American (*Castor canadensis*) beavers based on long-term monitoring data (1934–2015). *Ecological Modelling*, 409 :108763. doi : 10.1016/j.ecolmodel.2019.108763.
- Peña-Arancibia J.L. et al., 2024. Feasibility of monitoring floodplain on-farm water storages by integrating airborne and satellite LiDAR altimetry with optical remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 302 :113992. doi :10.1016/j.rse.2024.113992.
- Pham Q.B. et al., 2022. Prediction of lake water-level fluctuations using adaptive neuro-fuzzy inference system hybridized with metaheuristic optimization algorithms. *Applied Water Science*, 13(1) :13. doi :10.1007/s13201-022-01815-z.
- Phiri D. et al., 2020. Sentinel-2 Data for Land Cover/Use Mapping : A Review. *Remote Sensing*, 12(14) :2291. doi :10.3390/rs12142291. Number : 14 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Pitcairn M., 2023. Hydraulic Modelling of Eurasian Beaver Structural Modifications :.
- Plaza A., Martinez P., Perez R. & Plaza J., 2004. A Quantitative and Comparative Analysis of Endmember Extraction Algorithms From Hyperspectral Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(3) :650–663. doi :10.1109/TGRS.2003.820314.
- Puttock A. et al., 2021. Beaver dams attenuate flow : A multi-site study. *Hydrological Processes*, 35(2) :e14017. doi :10.1002/hyp.14017. _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/hyp.14017>.
- Páliz Larrea P., Zapata-Ríos X. & Campozano Parra L., 2021. Application of Neural Network Models and ANFIS for Water Level Forecasting of the Salve Faccha Dam in the Andean Zone in Northern Ecuador. *Water*, 13(15) :2011. doi :10.3390/w13152011. Number : 15 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

- Quintano C., Fernandez-Manso A. & Roberts D.A., 2017. Burn severity mapping from Landsat MESMA fraction images and Land Surface Temperature. *Remote Sensing of Environment*, 190 :83–95. doi :10.1016/j.rse.2016.12.009.
- Radoux J. et al., 2016. Sentinel-2's Potential for Sub-Pixel Landscape Feature Detection. *Remote Sensing*, 8(6) :488. doi :10.3390/rs8060488. Number : 6 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Rakowska R. & Stachurska-Swakoń A., 2023. Consequences of the activities of Eurasian beaver on local plants and vegetation cover – an overview. *Environmental & Socio-economic Studies*, 11(3) :33–42.
- Richard P., 1973. Le gîte du castor du Rhône (Castor fiber) description et comportement constructeur. *Revue d'Écologie*, (1) :3–32. Publisher : Société nationale de protection de la nature (SNPN).
- Roberts D.A. et al., 1998. Mapping Chaparral in the Santa Monica Mountains Using Multiple Endmember Spectral Mixture Models. *Remote Sensing of Environment*, 65(3) :267–279. doi :10.1016/S0034-4257(98)00037-6.
- Rosenblatt F., 1962. Principles of Neurodynamics : Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. Spartan Books. Google-Books-ID : 7FhRAAAAMAAJ.
- Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A. & Deering D.W., 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. NTRS Author Affiliations : Texas A&M Univ. NTRS Report/Patent Number : PAPER-A20 NTRS Document ID : 19740022614 NTRS Research Center : Legacy CDMS (CDMS).
- Rutsaert T., 2020. Approches dendrométriques et génétiques en vue de l'estimation des populations de Castor sp. en Wallonie : application au bassin de la Dyle. Ph.D. thesis.
- Sergent E., 2022. Impacts hydro-géomorphologiques d'un barrage de castors sur l'habitat de la moule d'eau douce dans la Sûre. Ph.D. thesis, Université de Liège, Faculté des Sciences. Accepted : 2022-10-03T14 :40 :06Z Publisher : Université de Liège, Liège, Belgique Section : Université de Liège.
- Shamim M.A., Hassan M., Ahmad S. & Zeeshan M., 2016. A comparison of Artificial Neural Networks (ANN) and Local Linear Regression (LLR) techniques for predicting monthly reservoir levels. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 20(2) :971–977. doi : 10.1007/s12205-015-0298-z.

- Somers B., Asner G.P., Tits L. & Coppin P., 2011. Endmember variability in Spectral Mixture Analysis : A review. *Remote Sensing of Environment*, 115(7) :1603–1616. doi :10.1016/j.rse.2011.03.003.
- Song C., 2005. Spectral mixture analysis for subpixel vegetation fractions in the urban environment : How to incorporate endmember variability ? *Remote Sensing of Environment*, 95(2) :248–263. doi :10.1016/j.rse.2005.01.002.
- SPW, 2015. Relief de la Wallonie - Modèle Numérique de Terrain (MNT) 2013-2014.
- Stilmant M.A., 2020. Le castor contribue-t-il au déclin des populations du nacré de la bistorte en Wallonie ? Ph.D. thesis.
- Stoll N.L. & Westbrook C.J., 2020. Beaver dam capacity of Canada's boreal plain in response to environmental change. *Scientific Reports*, 10(1) :16800. doi :10.1038/s41598-020-73095-z. Number : 1 Publisher : Nature Publishing Group.
- Sun F., Sun W., Chen J. & Gong P., 2012. Comparison and improvement of methods for identifying waterbodies in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 33(21) :6854–6875. doi :10.1080/01431161.2012.692829. Publisher : Taylor & Francis _eprint : <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.692829>.
- Swinnen K.R.R., Rutten A., Nyssen J. & Leirs H., 2019. Environmental factors influencing beaver dam locations. *The Journal of Wildlife Management*, 83(2) :356–364. doi :10.1002/jwmg.21601. _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/jwmg.21601>.
- Szostak M. & Jagodzińska J., 2017. The hydrological modeling in terms of determining the potential European beaver effect. *Geodesy and Cartography*, Vol. 66(no. 1). doi : 10.1515/geocart-2017-0006.
- Tan J. et al., 2023. A Self-Adaptive Thresholding Approach for Automatic Water Extraction Using Sentinel-1 SAR Imagery Based on OTSU Algorithm and Distance Block. *Remote Sensing*, 15(10) :2690. doi :10.3390/rs15102690. Number : 10 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Tape K., Clark J. & Jones B., 2021. Beaver Pond Locations in Arctic Alaska, 1949 to 2020. doi :10.18739/A26T0GX5M. Publisher : NSF Arctic Data Center.
- Tarpanelli A., Mondini A.C. & Camici S., 2022. Effectiveness of Sentinel-1 and Sentinel-2 for flood detection assessment in Europe. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22(8) :2473–2489. doi :10.5194/nhess-22-2473-2022. Publisher : Copernicus GmbH.

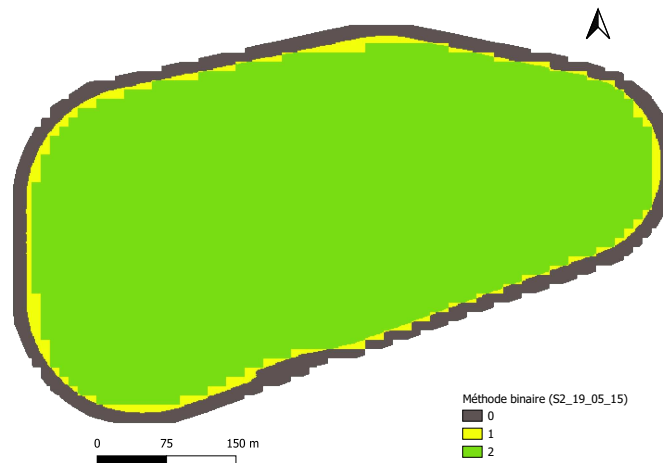
- Tatem A.J., Lewis H.G., Atkinson P.M. & Nixon M.S., 2002. Super-resolution land cover pattern prediction using a Hopfield neural network. *Remote Sensing of Environment*, 79(1) :1–14. doi :10.1016/S0034-4257(01)00229-2.
- Teng J. et al., 2017. Flood inundation modelling : A review of methods, recent advances and uncertainty analysis. *Environmental Modelling & Software*, 90 :201–216. doi :10.1016/j.envsoft.2017.01.006.
- Thornton M.W., Atkinson P.M. & Holland D.A., 2007. A linearised pixel-swapping method for mapping rural linear land cover features from fine spatial resolution remotely sensed imagery. *Computers & Geosciences*, 33(10) :1261–1272. doi :10.1016/j.cageo.2007.05.010.
- Tongal H. & Berndtsson R., 2014. Phase-space reconstruction and self-exciting threshold modeling approach to forecast lake water levels. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 28(4) :955–971. doi :10.1007/s00477-013-0795-x.
- Uzair M. & Jamil N., 2020. Effects of Hidden Layers on the Efficiency of Neural networks. In 2020 IEEE 23rd International Multitopic Conference (INMIC). 1–6. doi : 10.1109/INMIC50486.2020.9318195. ISSN : 2049-3630.
- Valenzuela A.Q. & Reyes J.C.G., 2019. Basic Spatial Resolution Metrics for Satellite Imagers. *IEEE Sensors Journal*, 19(13) :4914–4922. doi :10.1109/JSEN.2019.2902512. Conference Name : IEEE Sensors Journal.
- Verbeylen G., 2003. The unofficial return of the European beaver (*Castor fiber*) in Flanders (Belgium).
- Waldner F., Duveiller G. & Defourny P., 2018. Local adjustments of image spatial resolution to optimize large-area mapping in the era of big data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73 :374–385. doi :10.1016/j.jag.2018.07.009.
- Wang L. & Wang Q., 2013. Subpixel Mapping Using Markov Random Field With Multiple Spectral Constraints From Subpixel Shifted Remote Sensing Images. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 10 :598–602. doi :10.1109/LGRS.2012.2215573.
- Wang Q., Shi W. & Atkinson P.M., 2018. Enhancing spectral unmixing by considering the point spread function effect. *Spatial Statistics*, 28 :271–283. doi :10.1016/j.spasta.2018.03.003.
- Wang Y., Colby J.D. & Mulcahy K.A., 2002. An efficient method for mapping flood extent in a coastal floodplain using Landsat TM and DEM data. *International Journal of Remote*

- Sensing*, 23(18) :3681–3696. doi :10.1080/01431160110114484. Publisher : Taylor & Francis _eprint : <https://doi.org/10.1080/01431160110114484>.
- Wang Y. et al., 2023. Regression-based surface water fraction mapping using a synthetic spectral library for monitoring small water bodies. *GIScience & Remote Sensing*, 60(1) :2217573. doi :10.1080/15481603.2023.2217573. Publisher : Taylor & Francis _eprint : <https://doi.org/10.1080/15481603.2023.2217573>.
- Wang Z. et al., 2019. An Automatic Thresholding Method For Water Body Detection From SAR Image. In 2019 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing (ICSIDP). 1–4. doi :10.1109/ICSIDP47821.2019.9172964.
- Wenny B.N. et al., 2015. Pre- and Post-Launch Spatial Quality of the Landsat 8 Thermal Infrared Sensor. *Remote Sensing*, 7(2) :1962–1980. doi :10.3390/rs70201962. Number : 2 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Wessman C.A., Bateson C.A., Curtiss B. & Benning T.L., 1993. A comparison of spectral mixture analysis an NDVI for ascertaining ecological variables. NTRS Author Affiliations : Brown Univ. NTRS Document ID : 19950017472 NTRS Research Center : Legacy CDMS (CDMS).
- Wróbel M., 2020. Population of Eurasian beaver (*Castor fiber*) in Europe. *Global Ecology and Conservation*, 23 :e01046. doi :10.1016/j.gecco.2020.e01046.
- Wurm M. et al., 2019. Semantic segmentation of slums in satellite images using transfer learning on fully convolutional neural networks. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 150 :59–69. doi :10.1016/j.isprsjprs.2019.02.006.
- Xu H., 2006. Modification of Normalized Difference Water Index (NDWI) to Enhance Open Water Features in Remotely Sensed Imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27 :3025–3033. doi :10.1080/01431160600589179.
- Yang X., Chu Q., Wang L. & Yu M., 2022. Water Body Super-Resolution Mapping Based on Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis and Multiscale Spatio-Temporal Dependence. *Remote Sensing*, 14(9) :2050. doi :10.3390/rs14092050. Number : 9 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Yapıcı M., Tekerek A. & Topaloglu N., 2019. Literature Review of Deep Learning Research Areas. 5 :188–215. doi :10.30855/gmbd.2019.03.01.
- Yu L. et al., 2017. Convolutional Neural Networks for Water Body Extraction from Landsat Imagery. *International Journal of Computational Intelligence and Applications*,

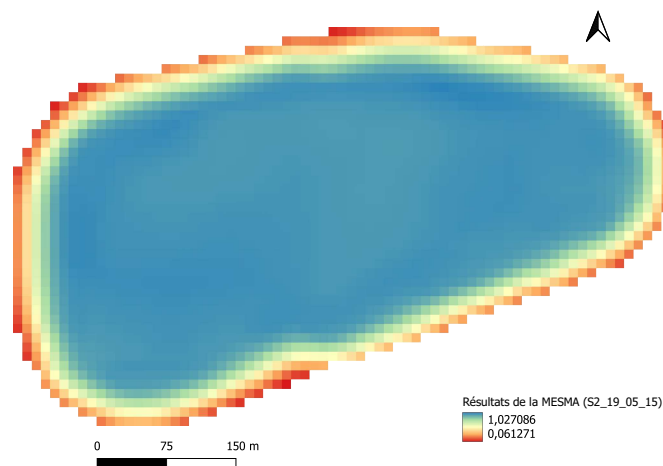
- 16(01) :1750001. doi :10.1142/S1469026817500018. Publisher : World Scientific Publishing Co.
- Zaman W.U., 2019. Beavers and environmental flow – the contribution of beaver dams to flood and drought prevention. Ph.D. thesis, Swedish University of Agricultural Sciences.
- Zavyalov N., 2014. Beavers (*Castor fiber* and *Castor canadensis*), the founders of habitats and phytophages. *Biology Bulletin Reviews*, 4 :157–180. doi :10.1134/S207908641402008X.
- Zhang W., Hu B., Brown G. & Meyer S., 2023. Beaver pond identification from multi-temporal and multi- sourced remote sensing data. *Geo-spatial Information Science*, 0(0) :1–15. doi :10.1080/10095020.2023.2183144. Publisher : Taylor & Francis _eprint : <https://doi.org/10.1080/10095020.2023.2183144>.
- Zheng K., Lin P. & Yin Z., 2024. A DEM-Based Spatial Heterogeneity Improved Mapping of Global Geomorphic Floodplains. preprint, ESSD – Land/Hydrology. doi :10.5194/essd-2023-540.
- Zhou Y. et al., 2017. Open Surface Water Mapping Algorithms : A Comparison of Water-Related Spectral Indices and Sensors. *Water*, 9(4) :256. doi :10.3390/w9040256. Number : 4 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Zomer R.J., Trabucco A. & Ustin S.L., 2009. Building spectral libraries for wetlands land cover classification and hyperspectral remote sensing. *Journal of Environmental Management*, 90(7) :2170–2177. doi :10.1016/j.jenvman.2007.06.028.

9 Annexes

A Test préalable sur le barrage de Coo

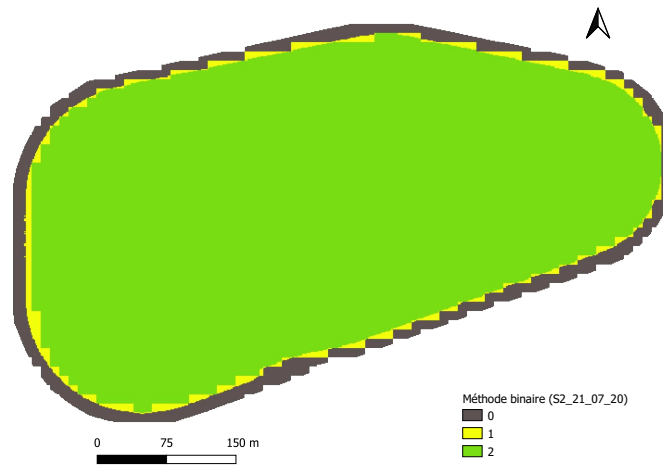


(a) Méthode binaire

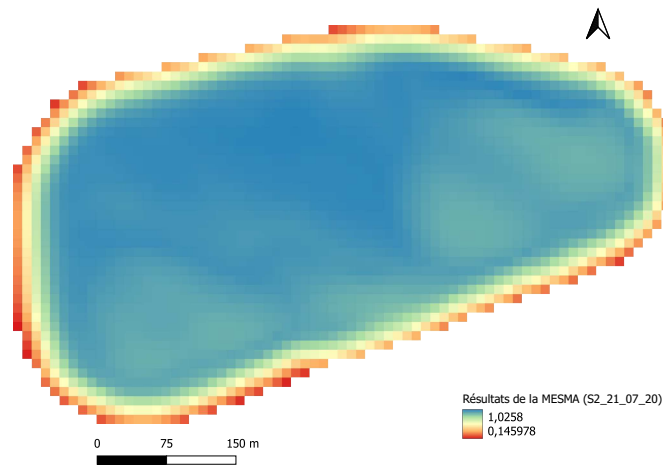


(b) MESMA

FIGURE 32 – Résultats de la MESMA et de la méthode binaire pour l'image "19_05_15".

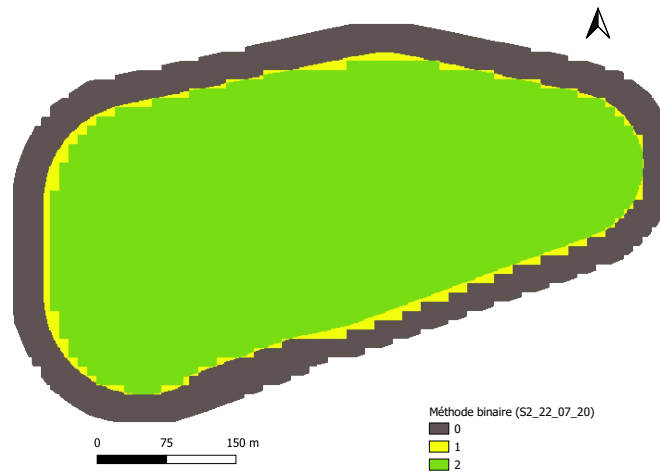


(a) Méthode binaire

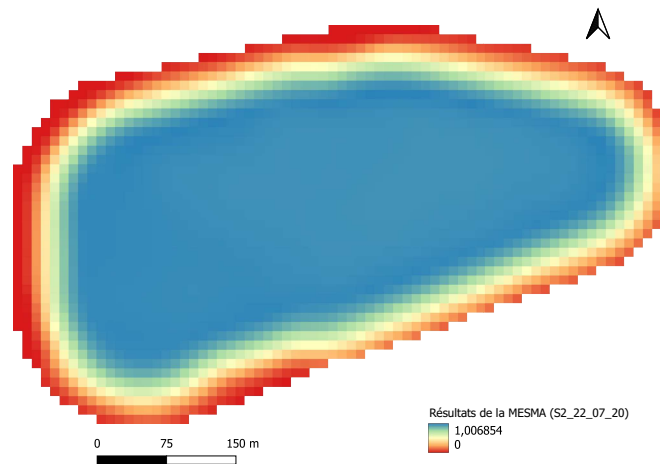


(b) MESMA

FIGURE 33 – Résultats de la MESMA et de la méthode binaire pour l'image "21_07_20".

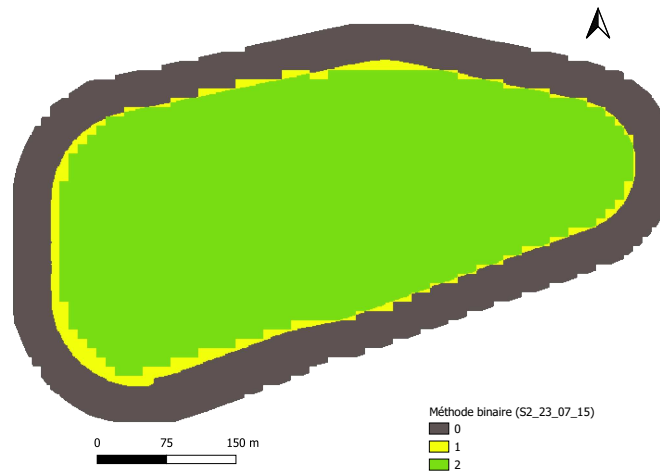


(a) Méthode binaire

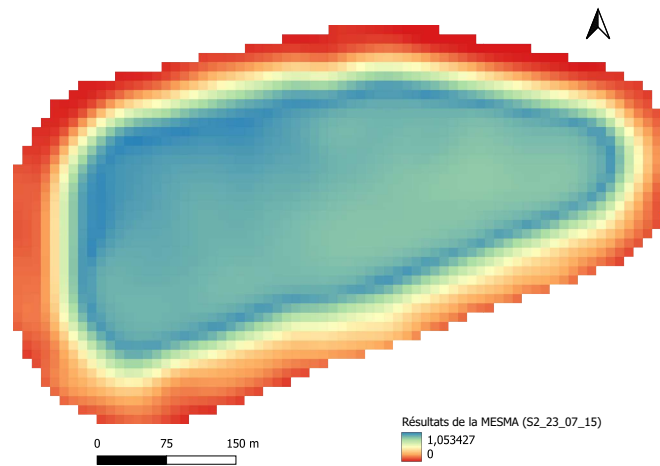


(b) MESMA

FIGURE 34 – Résultats de la MESMA et de la méthode binaire pour l'image "22_07_20".



(a) Méthode binaire



(b) MESMA

FIGURE 35 – Résultats de la MESMA et de la méthode binaire pour l'image "23_07_15".

B Calibration du modèle sur les plans d'eau de castor

B.1 Rechterbach

Le site de Rechterbach possède le barrage cartographié le plus long. Le plan d'eau présente une quantité importante d'arbres vivants et morts ainsi que de la végétation aquatique visible sur les orthophotos datant de l'été 2023.



FIGURE 36 – Illustration de la dynamique d'apparition du plan d'eau lié à la construction d'un barrage sur le site de Rechterbach.

TABLE 17 – Résultats des surfaces de plans d'eau trouvés et paramètres de la régression pour le site de Rechterbach.

Image	Altitude_R (m)	Surface (m ²)	R ²	RMSE
Rc_18_07_15	/	/	0,0321	0,0343
Rc_19_07_15	/	/	0,0547	0,0121
Rc_20_07_15	389,70	2043,03	0,2712	0,0148
Rc_21_07_15	389,72	2162,47	0,8339	0,0077
Rc_22_06_15	390,08	4977,69	0,8660	0,0033
Rc_23_09_15	390,20	6181,40	0,9411	0,0022
Rc_24_01_15	389,98	2997,56	0,8574	0,0045

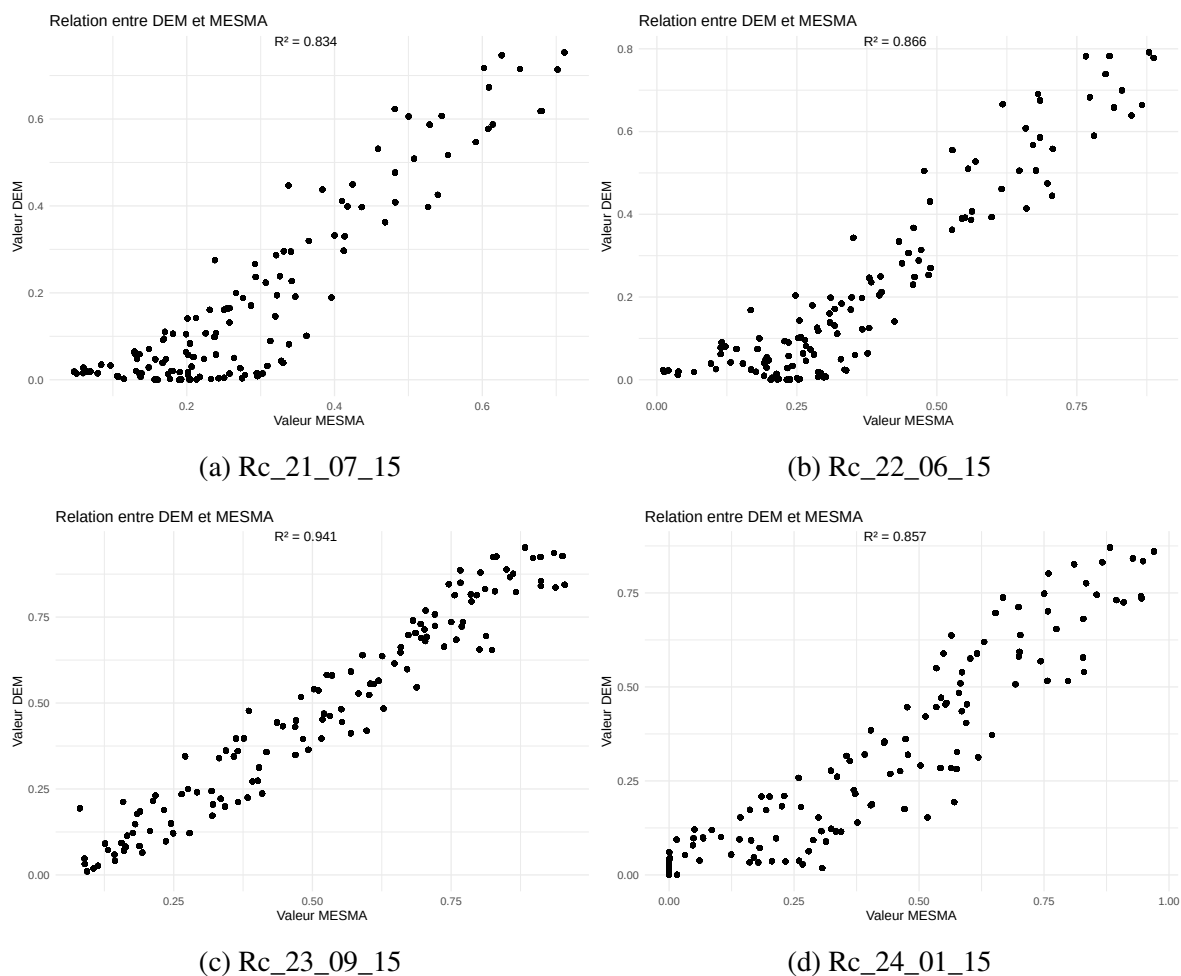
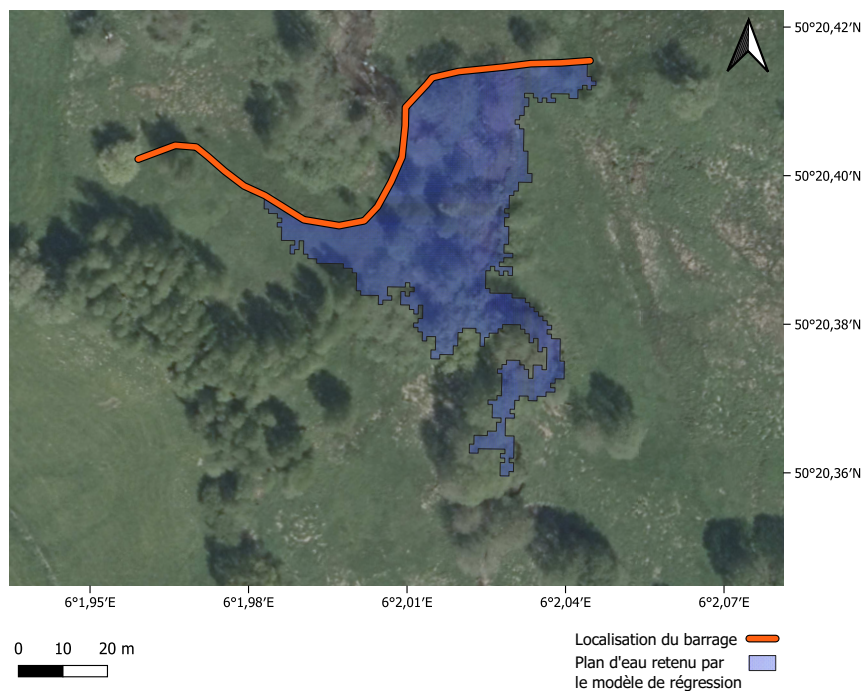
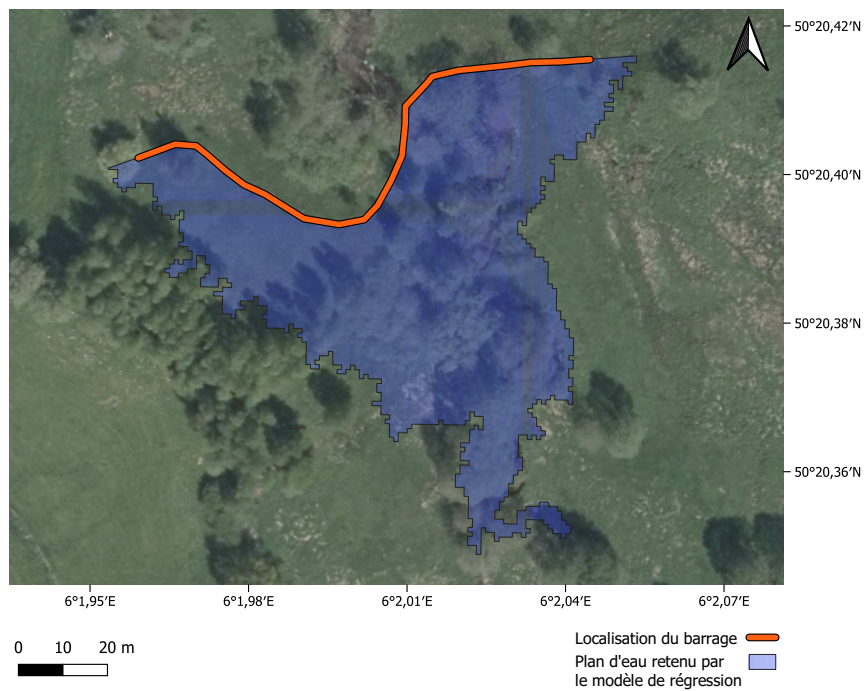


FIGURE 37 – Régression entre les valeurs de DEM et de la MESMA pour le plans d'eau cartographié sur le site de Rechterbach.

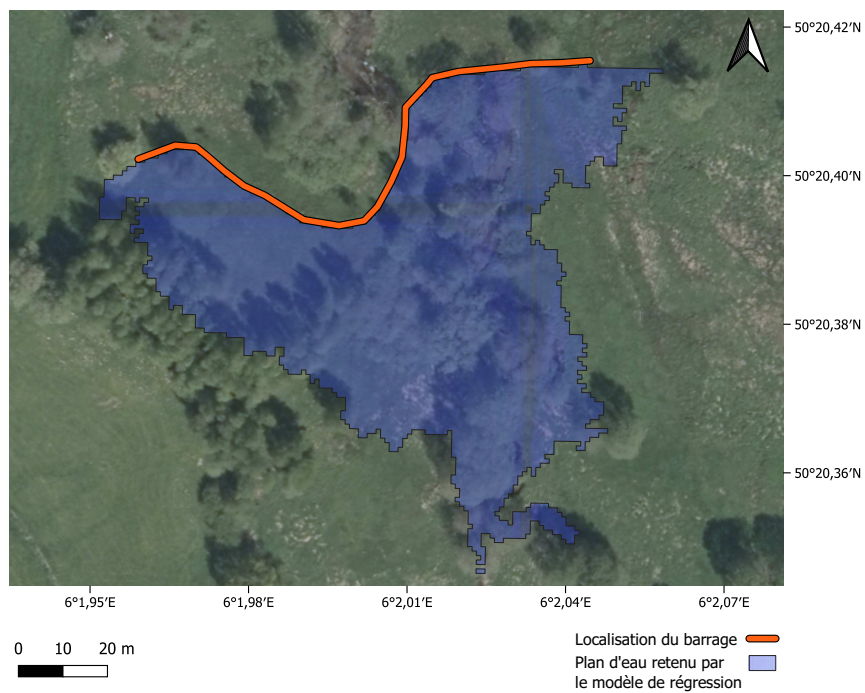


(a) Rc_21_07_15

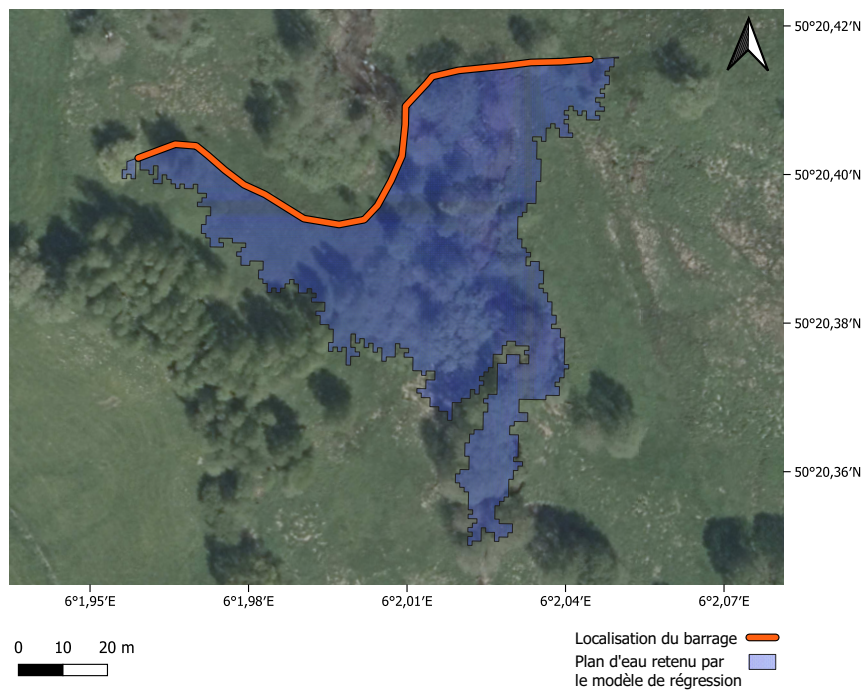


(b) Rc_22_06_15

FIGURE 38 – Illustrations des plans d’eau trouvés par la méthode de la régression et représentant une altitude d’eau donnée. Le barrage est également localisé et l’ortho 2018 est utilisé comme référence.



(c) Rc_23_09_15



(d) Rc_24_01_15

FIGURE 38 – (suite)

B.2 Emmels

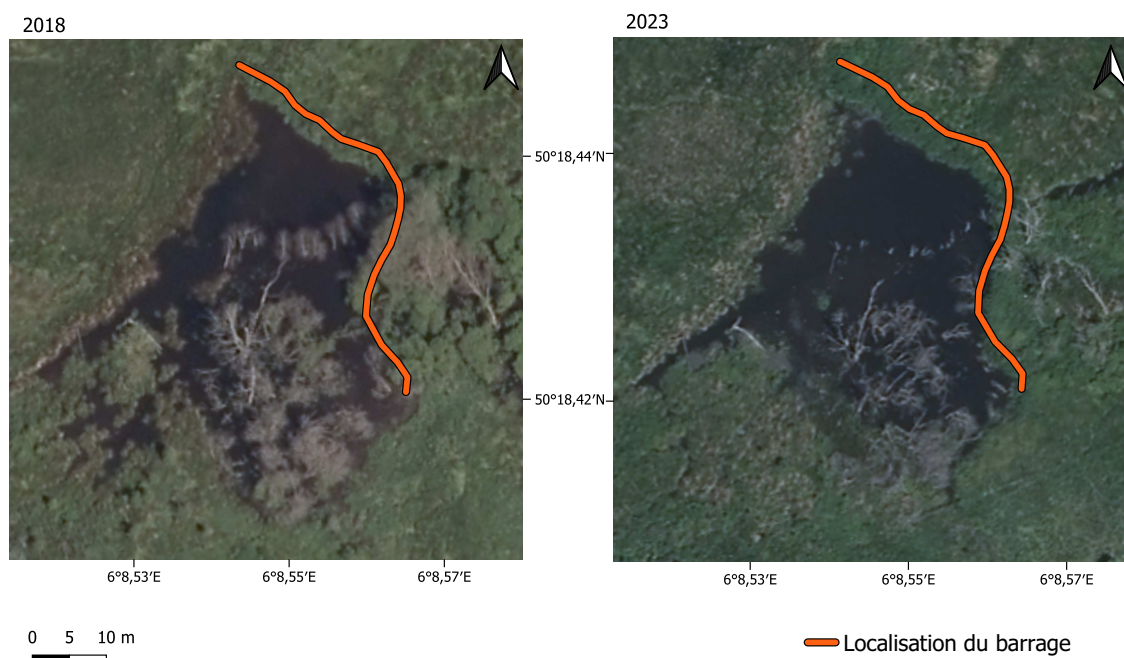
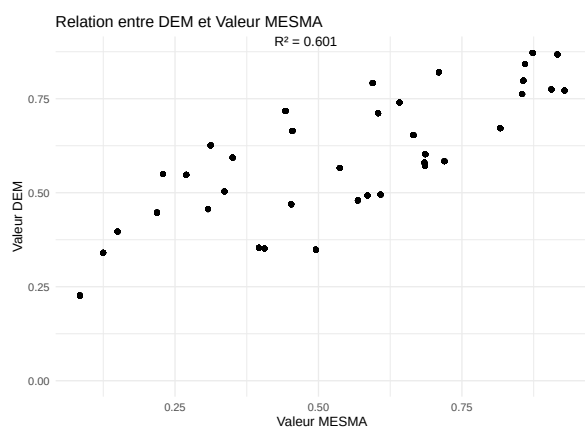


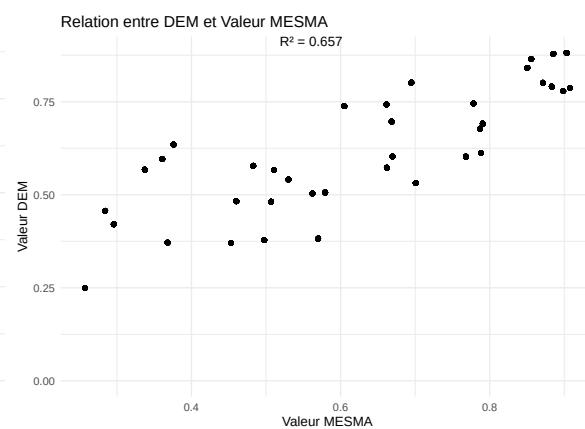
FIGURE 39 – Illustration de la dynamique d’apparition du plan d’eau lié à la construction d’un barrage sur le site de Emmels.

TABLE 18 – Résultats des surfaces de plans d’eau trouvés et paramètres de la régression pour le site d’Emmels.

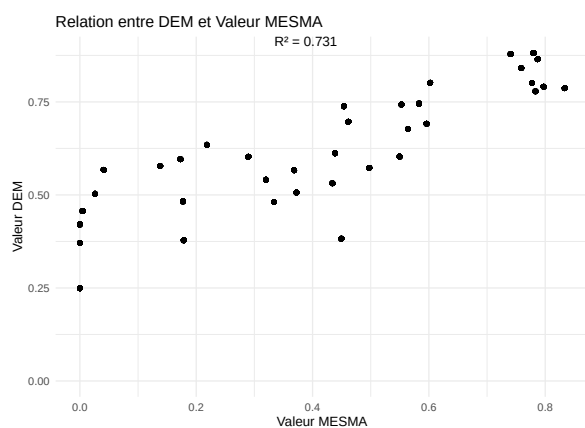
Image	Altitude_R (m)	Surface (m ²)	R ²	RMSE
Es_18_07_15	486,66	2764,36	0,6013	0,0048
Es_19_07_15	486,68	2890,38	0,6569	0,0051
Es_20_05_15	486,68	2890,38	0,7309	0,0115
Es_21_07_15	486,66	2764,36	0,7548	0,0090
Es_22_06_15	486,62	2561,12	0,8640	0,0103
Es_23_07_15	486,56	2152,10	0,7342	0.0070



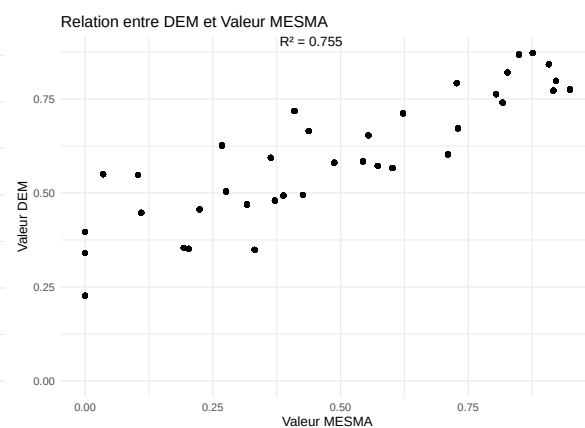
(a) Es_18_07_15



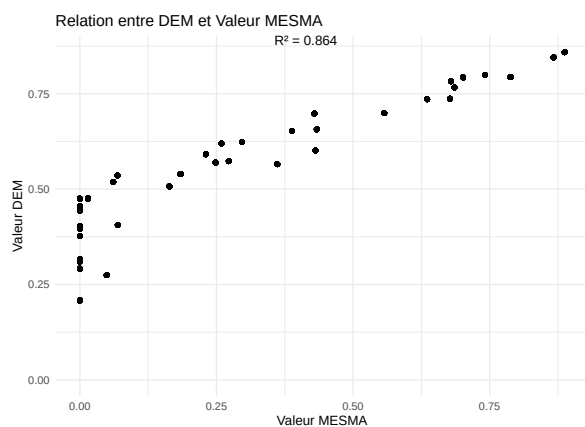
(b) Es_19_07_15



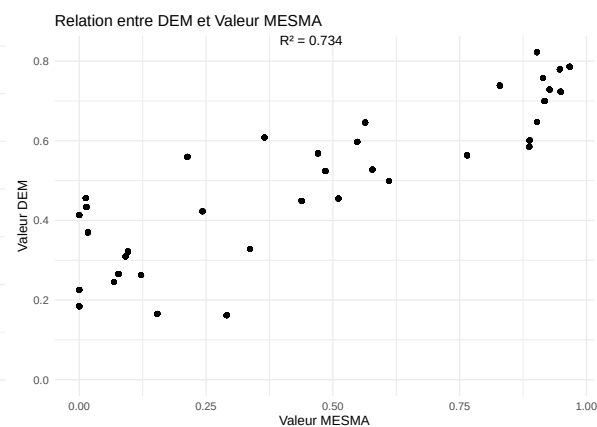
(c) Es_20_05_15



(d) Es_21_07_20

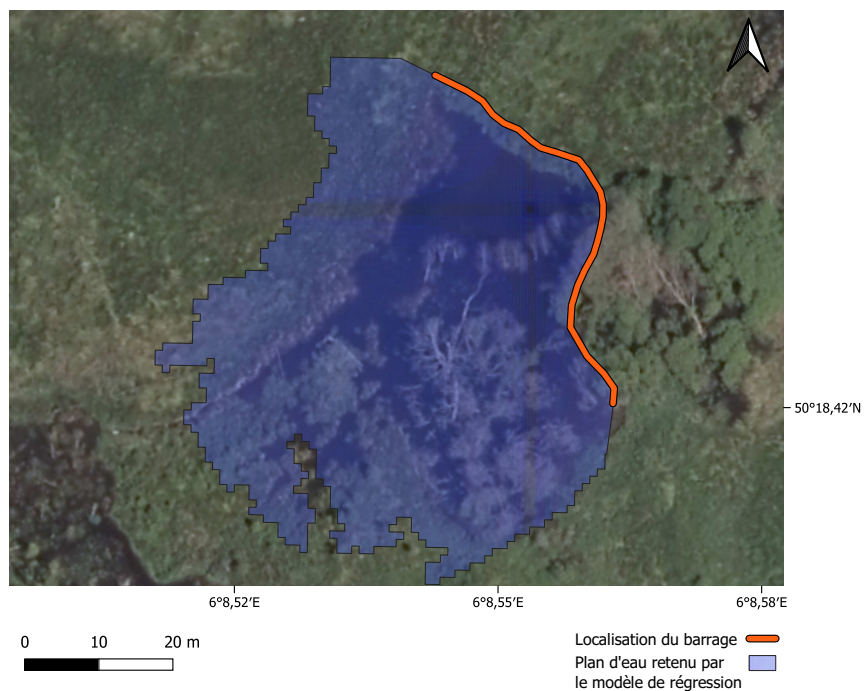


(e) Es_22_06_15

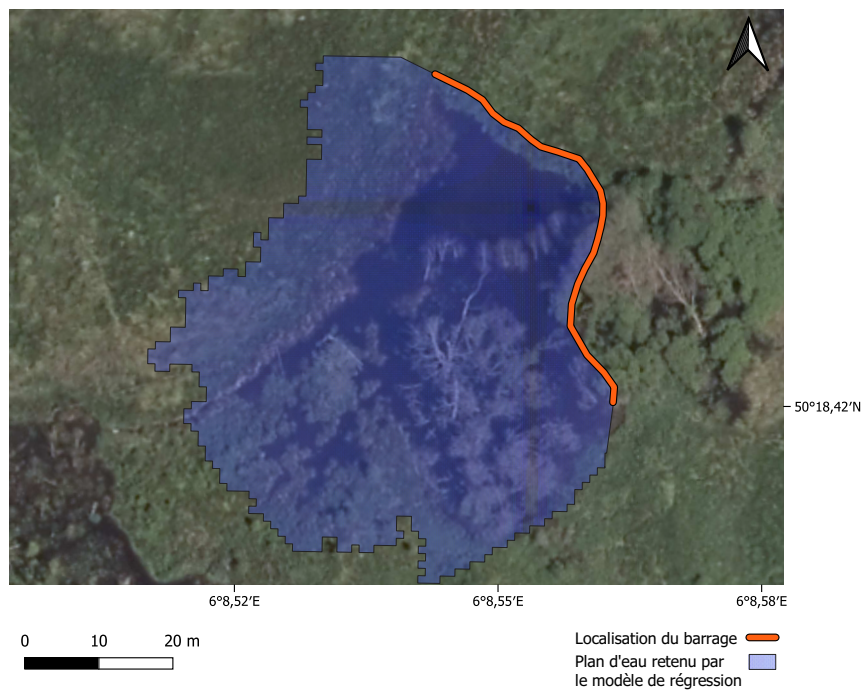


(f) Es_23_07_15

FIGURE 40 – Régression entre les valeurs de DEM et de la MESMA pour le site d’Emmels.

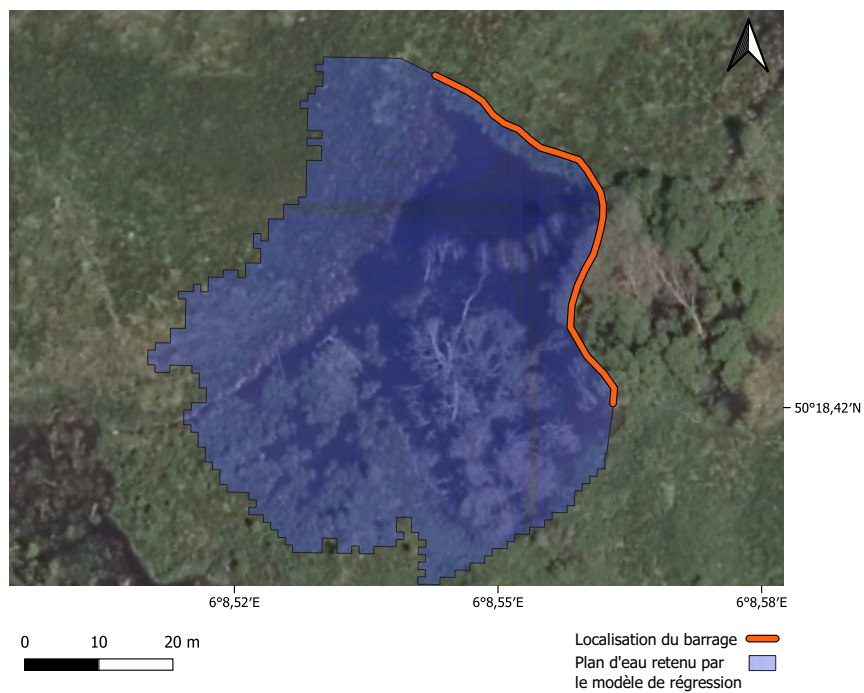


(g) Es_18_07_15

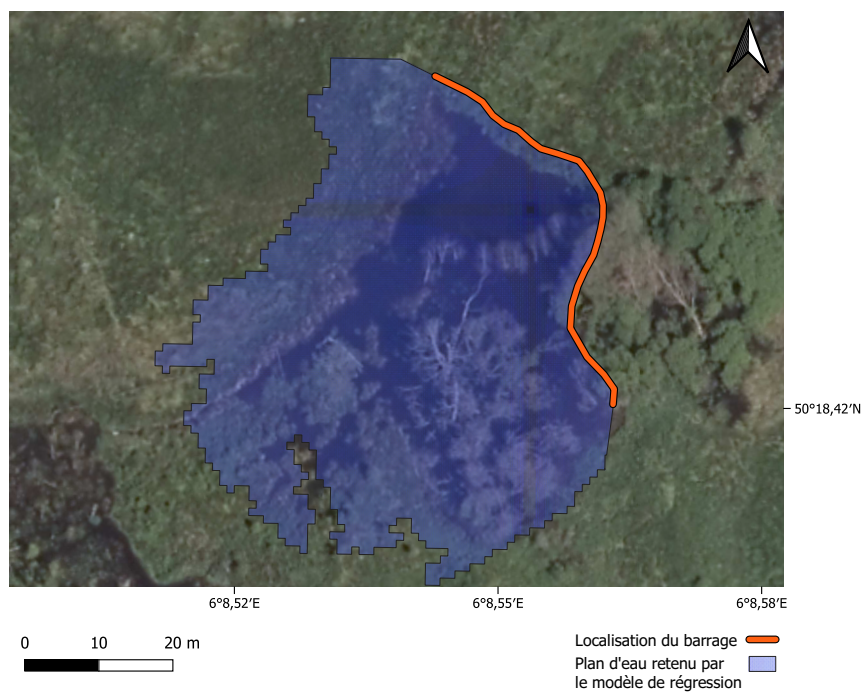


(h) Es_19_07_15

FIGURE 40 – Illustrations des plans d’eau trouvés par la méthode de la régression et représentant une altitude d’eau donnée. Le barrage est également localisé et l’ortho 2018 est utilisé comme référence.

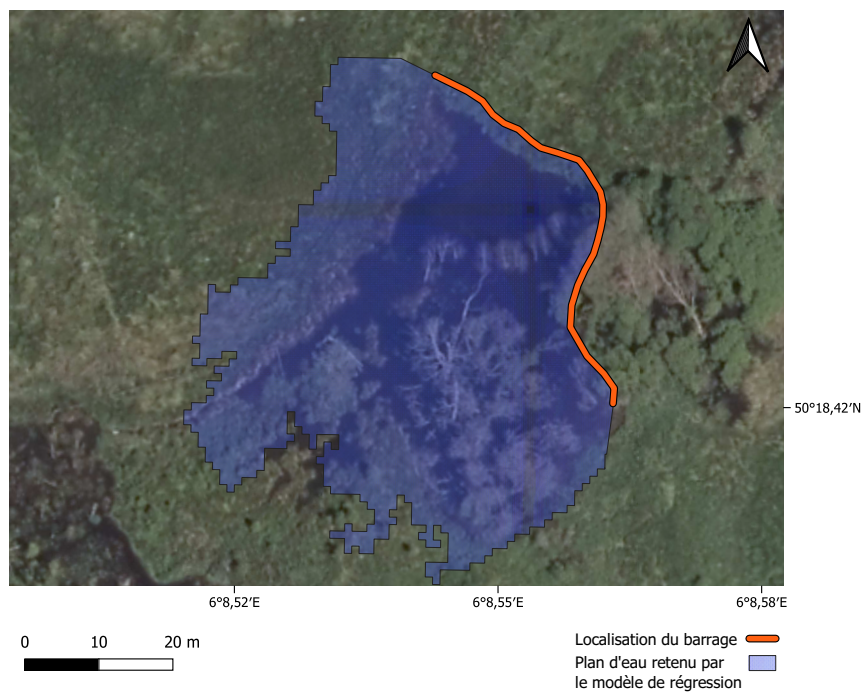


(i) Es_20_07_15

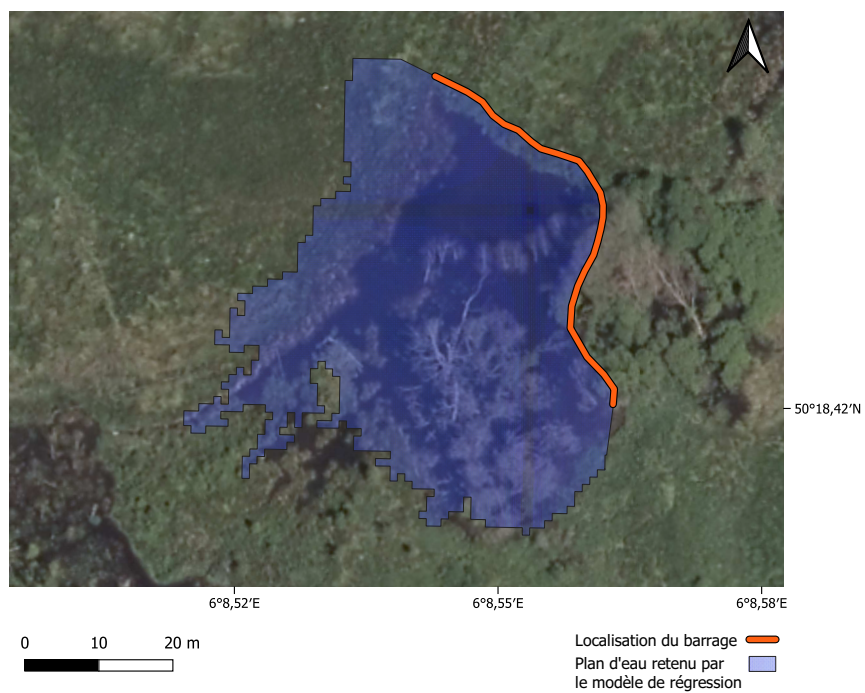


(j) Es_21_07_15

FIGURE 40 – (suite)



(k) Es_22_06_15



(l) Es_23_07_15

FIGURE 40 – (suite)

B.3 Lasne

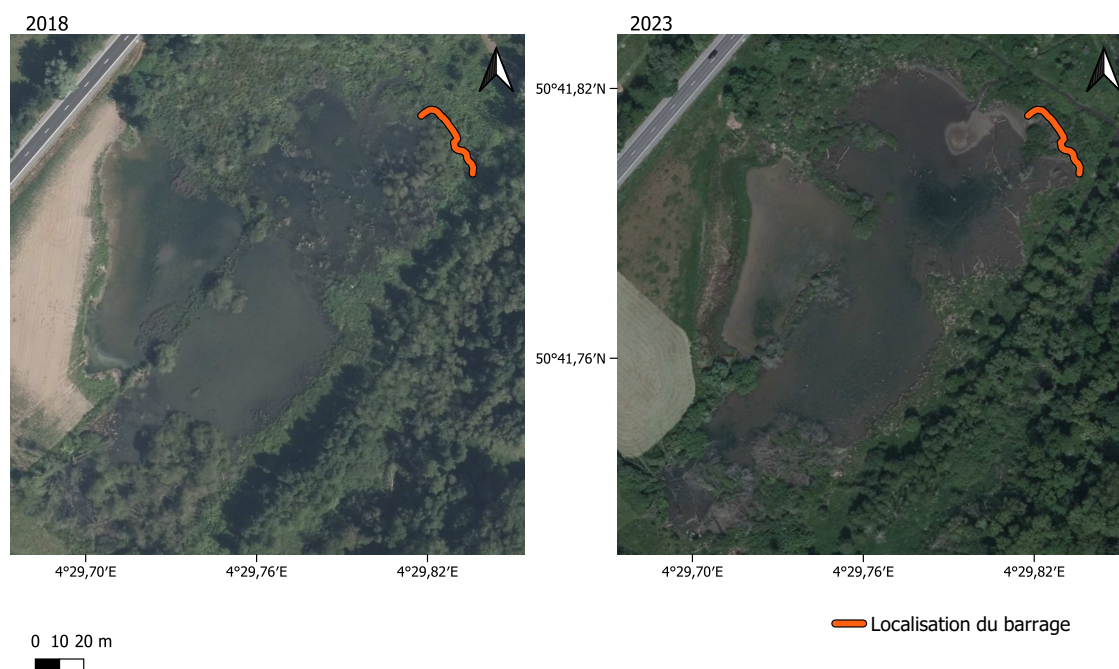
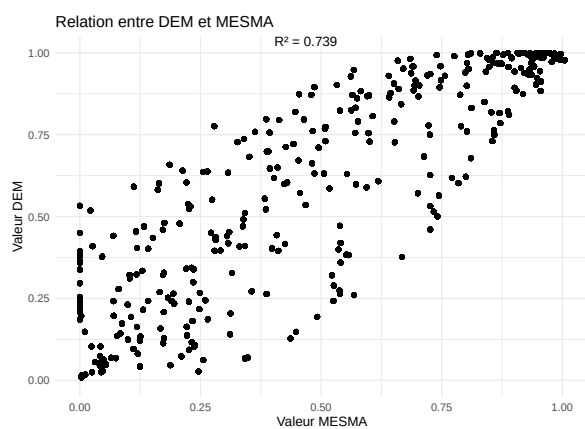


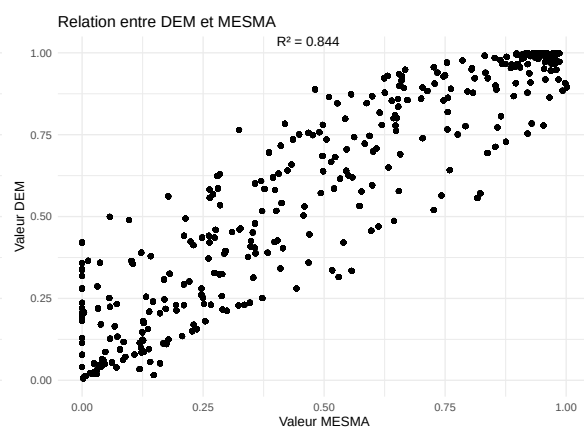
FIGURE 41 – Illustration de la dynamique d’apparition du plan d’eau lié à la construction d’un barrage sur le site de Lasne.

TABLE 19 – Résultats des surfaces de plans d’eau trouvés et paramètres de la régression pour le site de Lasne.

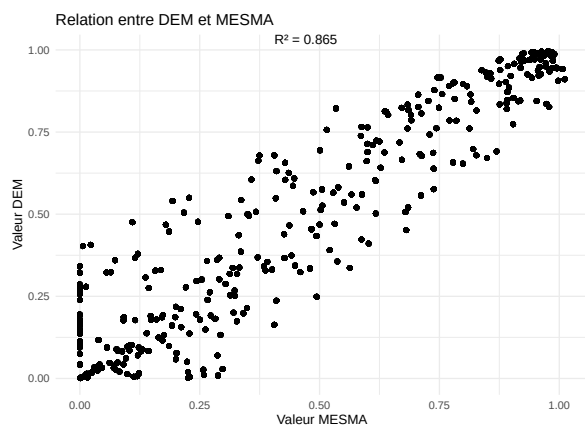
Image	Altitude_R (m)	Surface (m ²)	R ²	RMSE
Le_18_07_15	61,48	20251,31	0,7392	0,0044
Le_19_07_15	61,46	15746,05	0,8442	0,0043
Le_20_07_15	61,38	17056,20	0,8651	0,0056
Le_21_07_15	61,34	19585,71	0,8993	0,0035
Le_22_07_15	61,38	17056,20	0,8686	0,0043
Le_23_06_15	61,38	17056,20	0,9087	0,0043



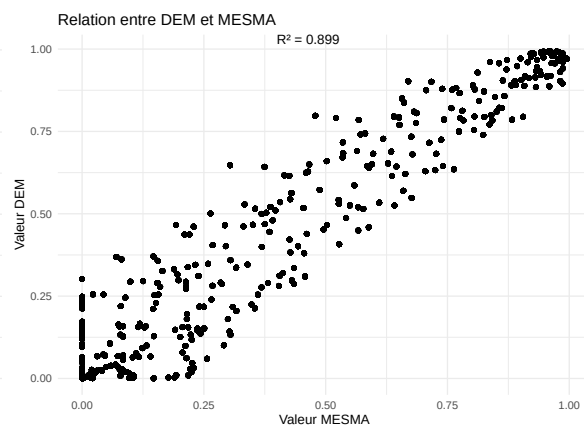
(a) Le_18_07_15



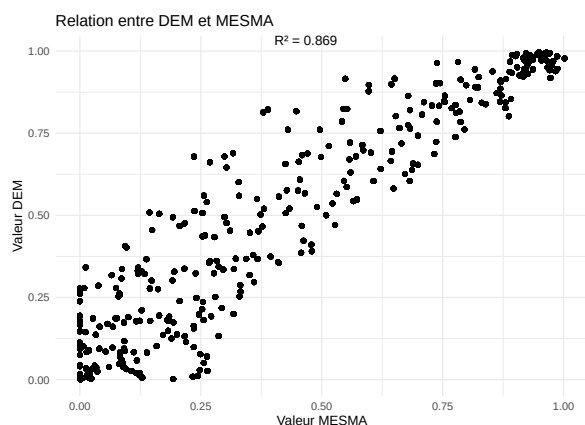
(b) Le_19_07_15



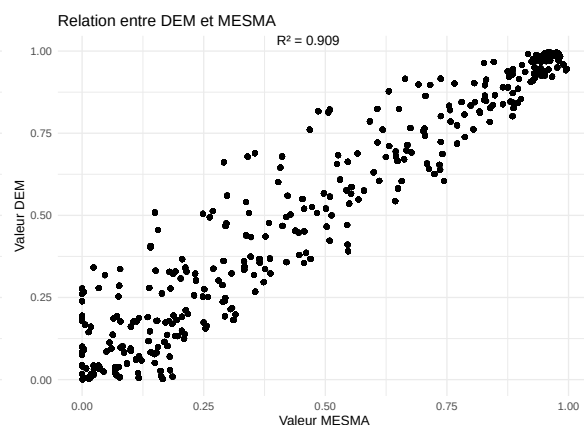
(c) Le_20_07_15



(d) Le_21_07_15

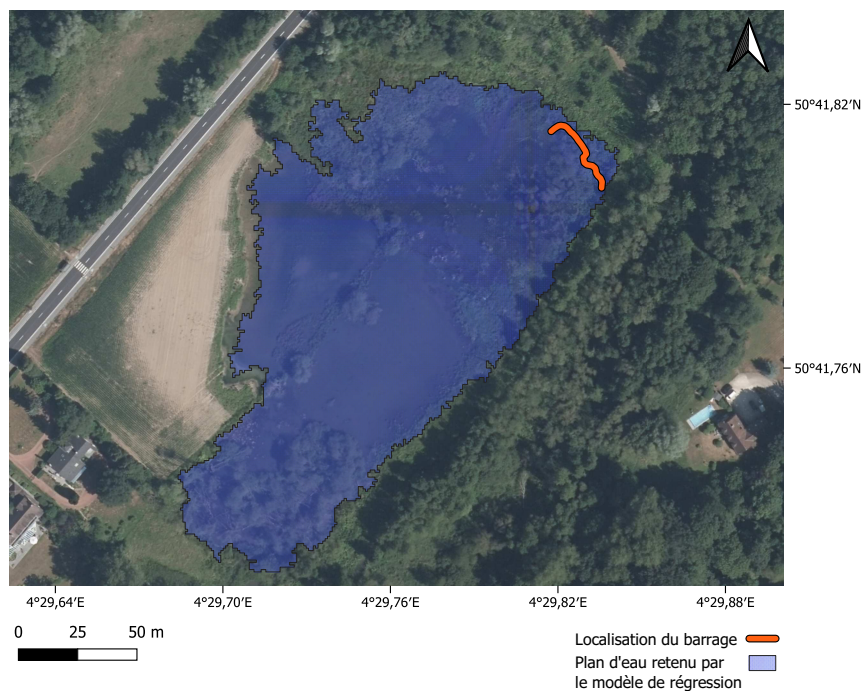


(e) Le_22_07_15

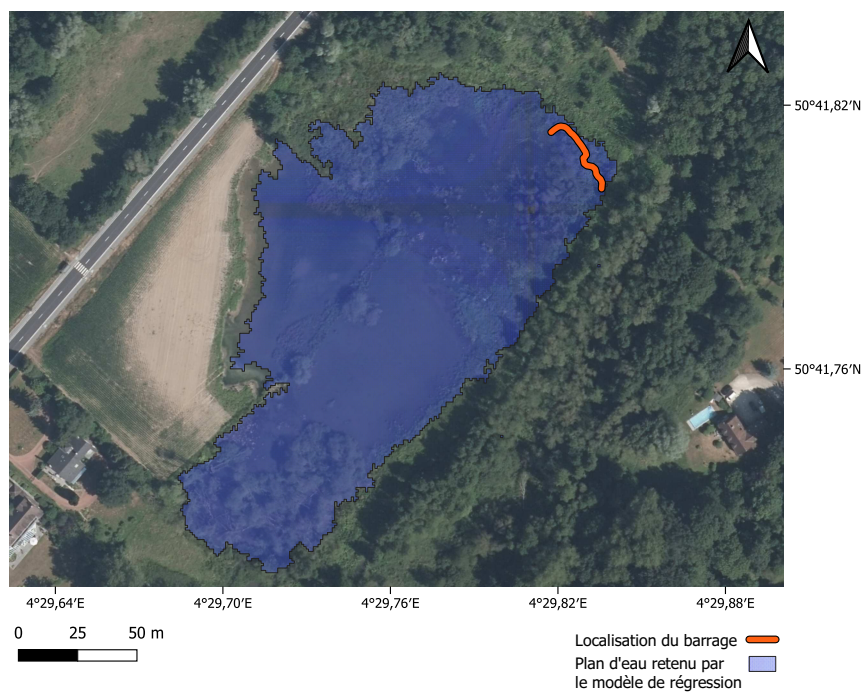


(f) Le_23_06_15

FIGURE 42 – Régression entre les valeurs de DEM et de la MESMA pour le site de Lasne.

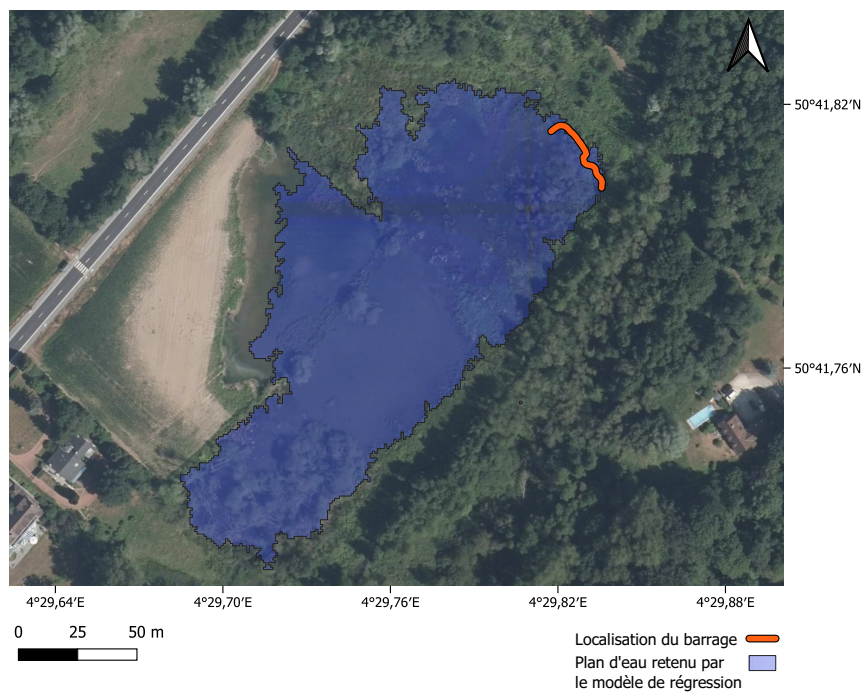


(a) Le_18_07_15

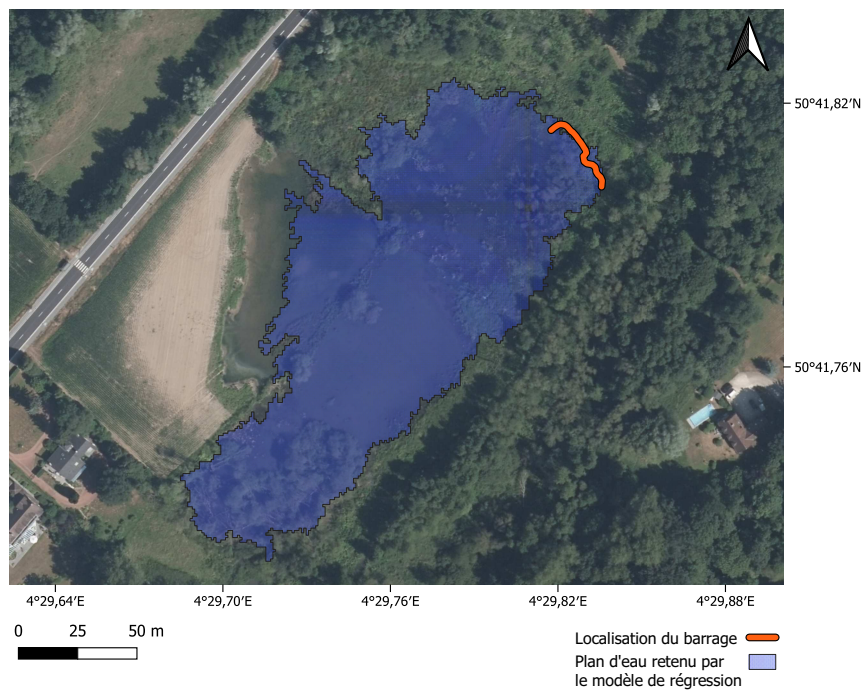


(b) Le_19_07_15

FIGURE 43 – Illustrations des plans d'eau trouvés par la méthode de la régression et représentant une altitude d'eau donnée. Le barrage est également localisé et l'ortho 2018 est utilisé comme référence.

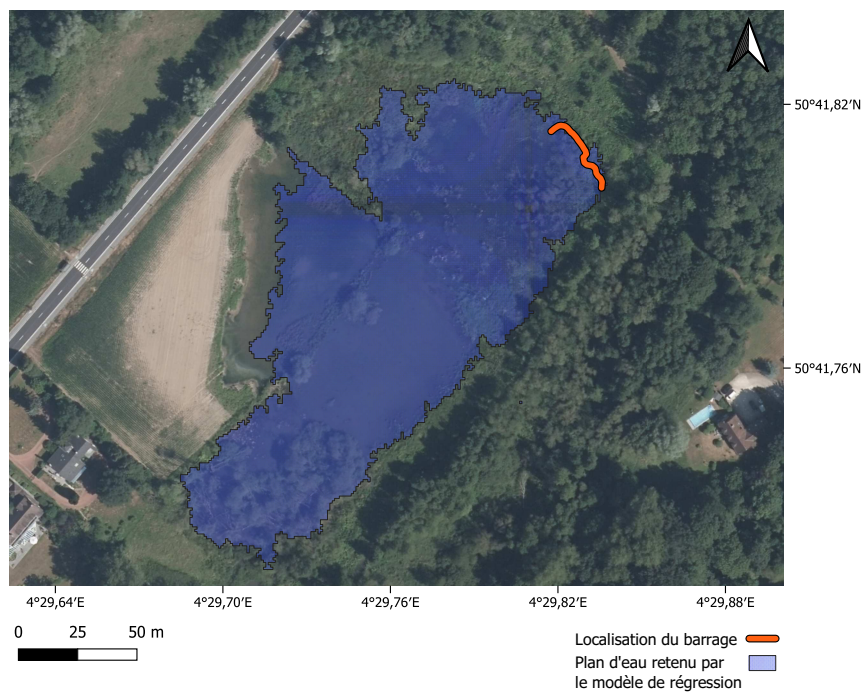


(c) Le_20_07_15

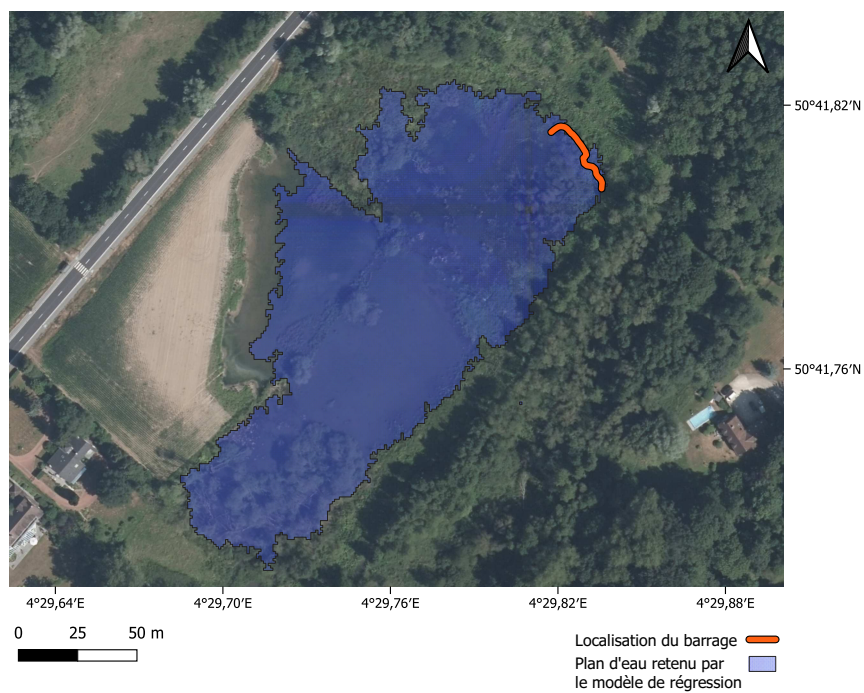


(d) Le_21_07_15

FIGURE 43 – (suite)



(e) Le_22_07_15



(f) Le_23_06_15

FIGURE 43 – (suite)

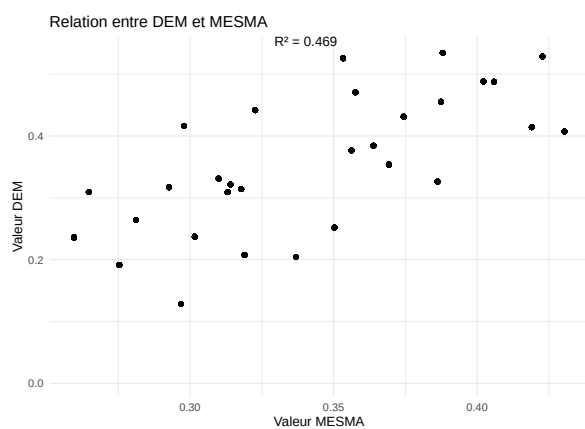
B.4 Bec du Feyi



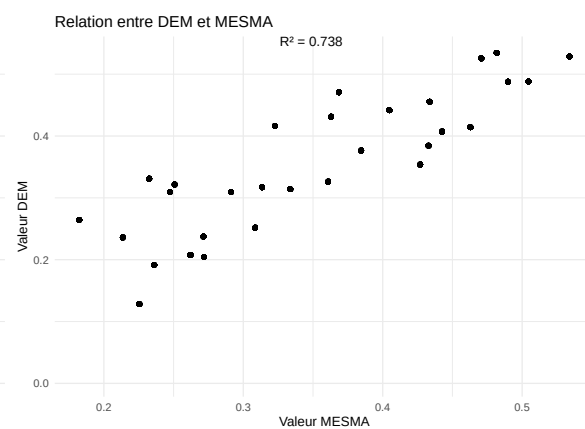
FIGURE 44 – Illustration de la dynamique d’apparition du plan d’eau lié à la construction d’un barrage sur le site du Bec du feyi.

TABLE 20 – Résultats des surfaces de plans d’eau trouvés et paramètres de la régression pour le site du Bec du Feyi.

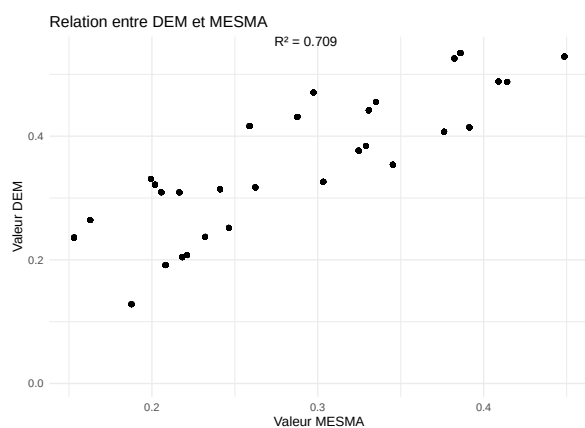
Image	Altitude_R (m)	Surface (m ²)	R ²	RMSE
Bi_18_07_15	438	1356,14	0,4687	0,0030
Bi_19_07_15	438	1356,14	0,7384	0,0023
Bi_20_07_15	438	1356,14	0,7095	0,0030
Bi_21_07_15	438,04	1571,16	0,9601	0,0062
Bi_22_07_15	438	1356,14	0,9292	0,0048
Bi_23_06_15	438,14	2199,23	0,9174	0,0043



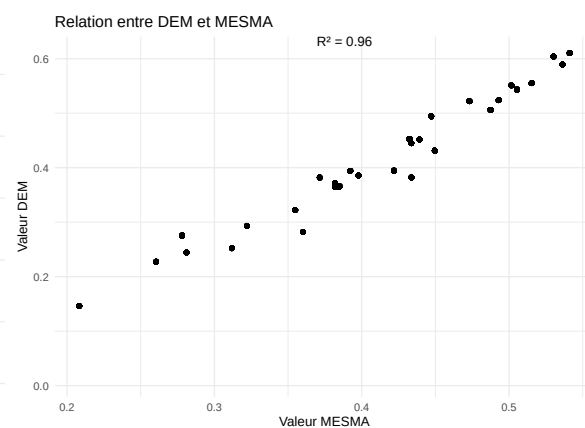
(a) Bi_18_07_15



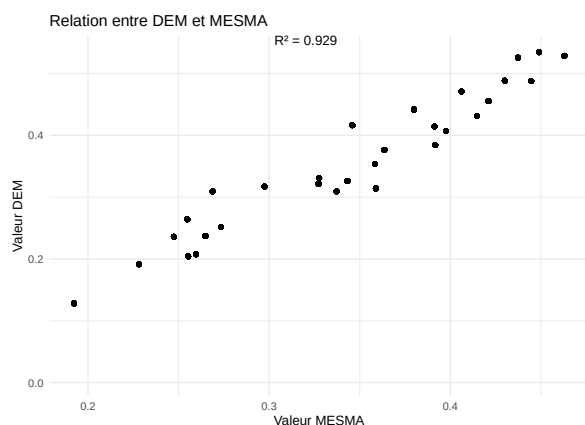
(b) Bi_19_07_15



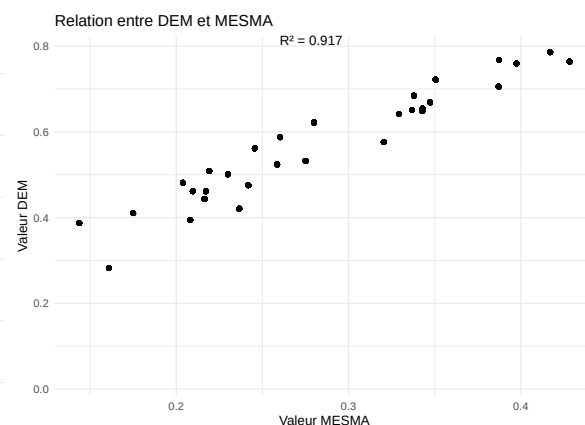
(c) Bi_20_07_15



(d) Bi_21_06_15

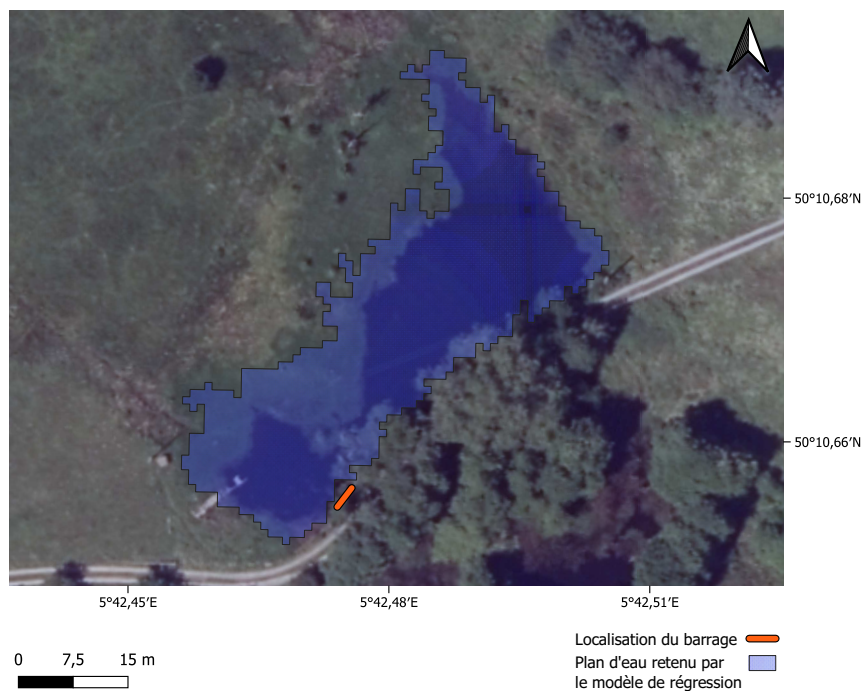


(e) Bi_22_06_15

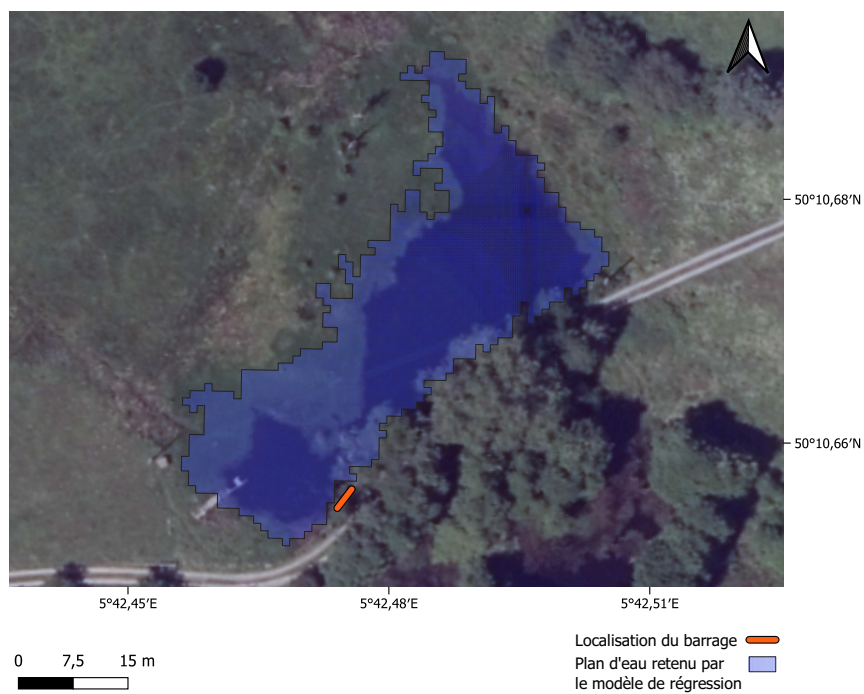


(f) Bi_23_07_15

FIGURE 45 – Régression entre les valeurs de DEM et de la MESMA pour le site du Bec du Feyi.

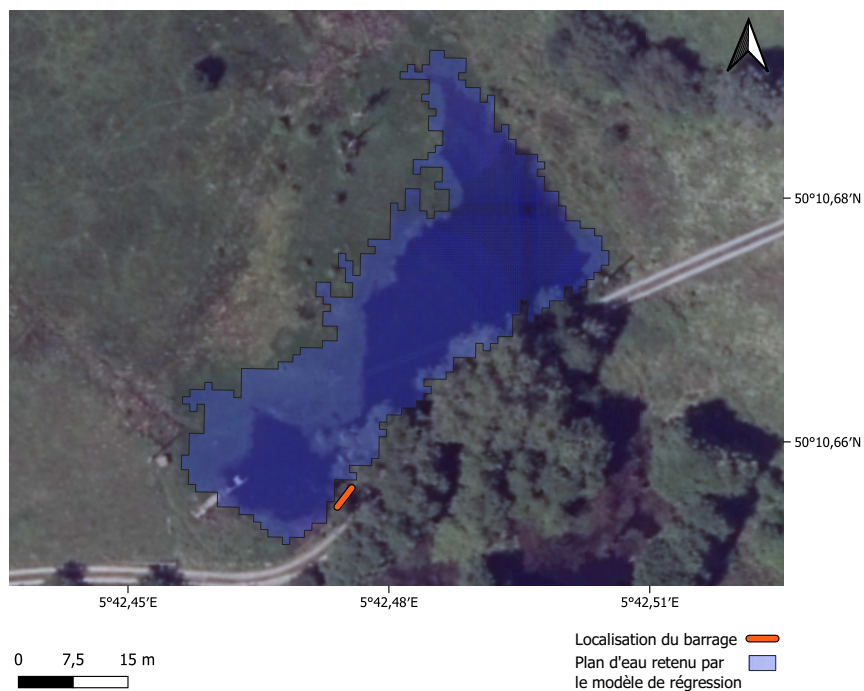


(a) Bi_18_07_15

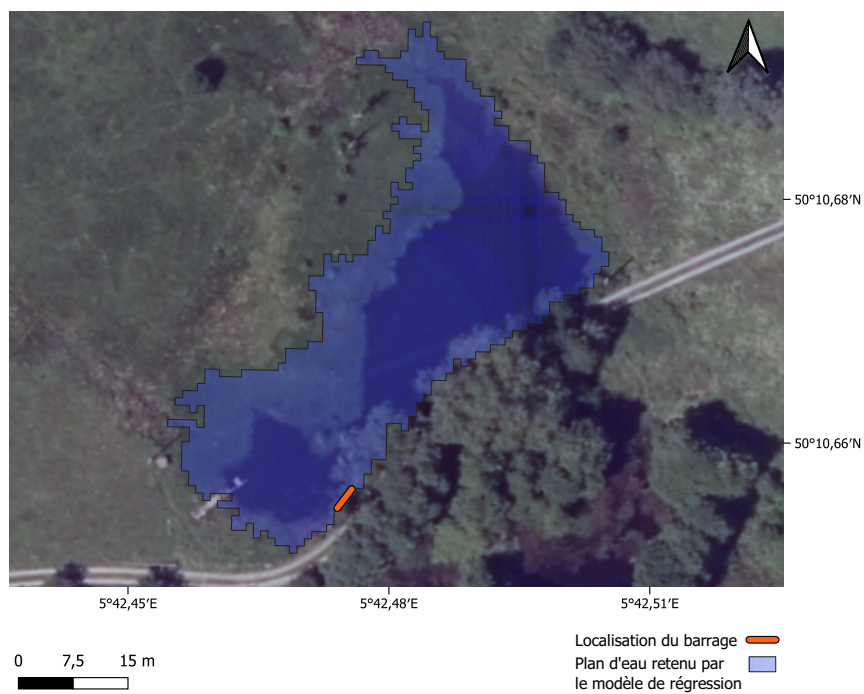


(b) Bi_19_07_15

FIGURE 46 – Illustrations des plans d'eau trouvés par la méthode de la régression et représentant une altitude d'eau donnée. Le barrage est également localisé et l'ortho 2018 est utilisé comme référence.

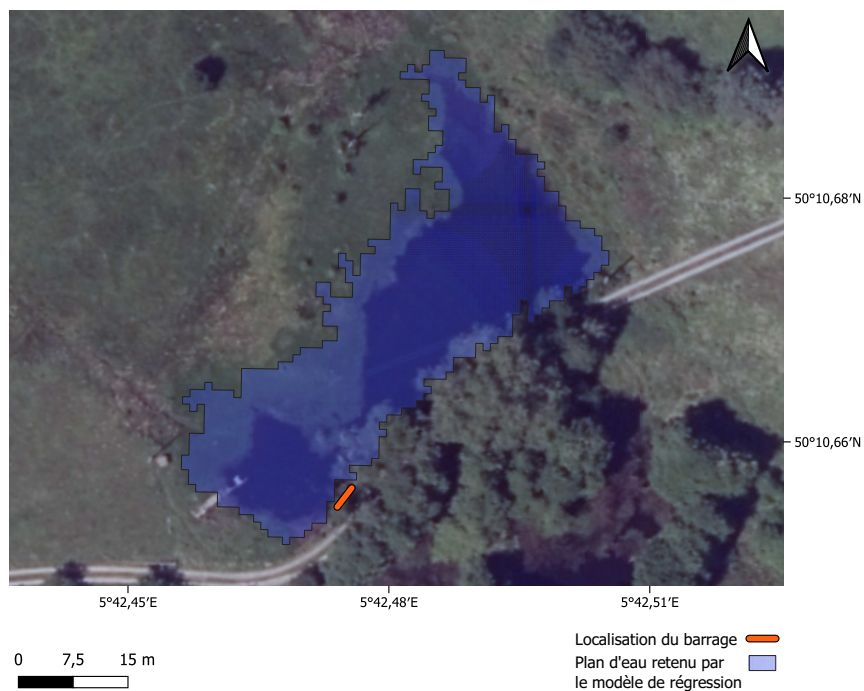


(c) Bi_20_07_15



(d) Bi_21_07_15

FIGURE 46 – (suite)



(e) Bi_22_06_15



(f) Bi_23_06_15

FIGURE 46 – (suite)

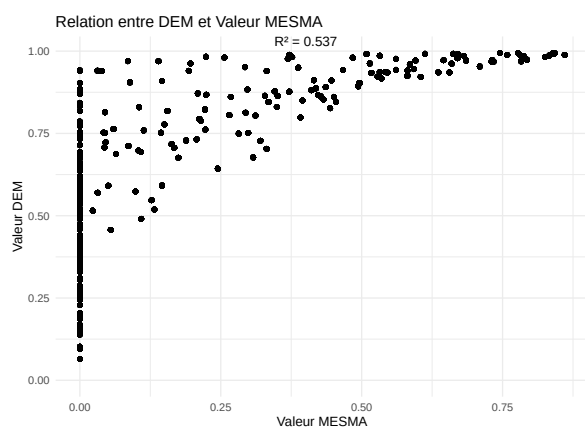
B.5 Glain



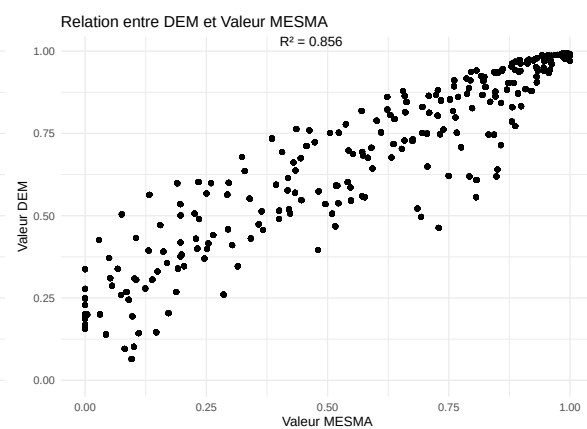
FIGURE 47 – Illustration de la dynamique d’apparition du plan d’eau lié à la construction d’un barrage entre 2018, 2021 et 2023 sur le site de Glain. La dynamique visuelle du plan d’eau étant plus importante, il est choisi de montrer 3 années différentes.

TABLE 21 – Résultats des surfaces de plans d’eau trouvés et paramètres de la régression pour le site de Glain.

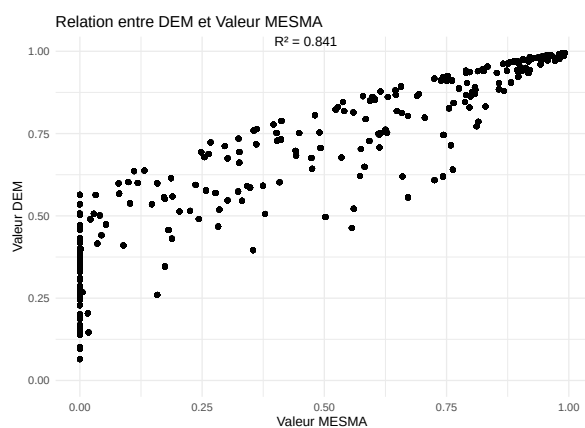
Image	Altitude_R (m)	Surface (m ²)	R ²	RMSE
Gn_18_07_15	439,3	1068,70	0,2251	0,0223
Gn_19_07_15	439,42	7679,12	0,4198	0,0089
Gn_20_07_15	439,64	13992,09	0,6214	0,0061
Gn_21_07_15	440,00	18462,82	0,8419	0,0030
Gn_22_07_15	439,90	18105,56	0,8324	0,0038
Gn_23_06_15	439,3	1068,70	0,2487	0,0046



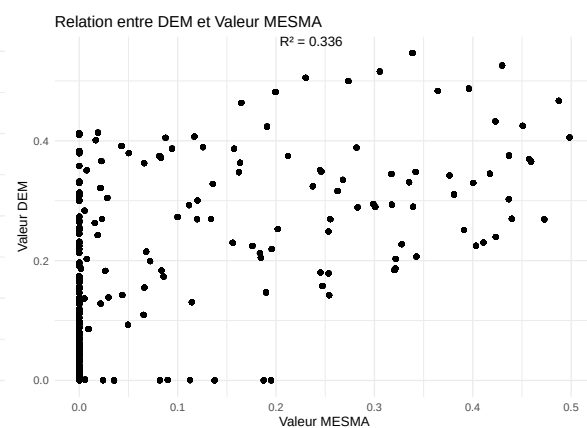
(a) Gn_20_07_15



(b) Gn_21_07_15

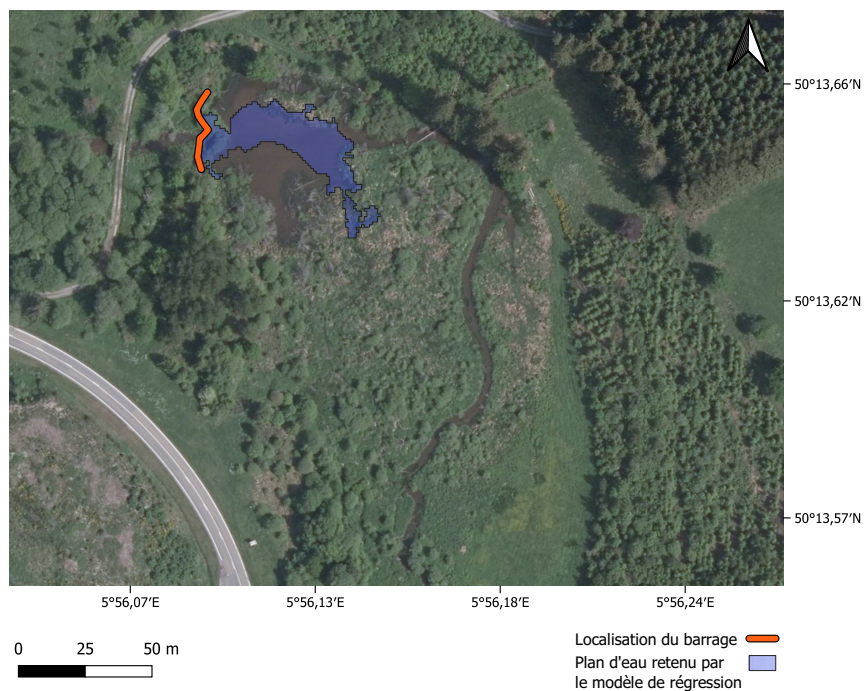


(c) Gn_22_06_15

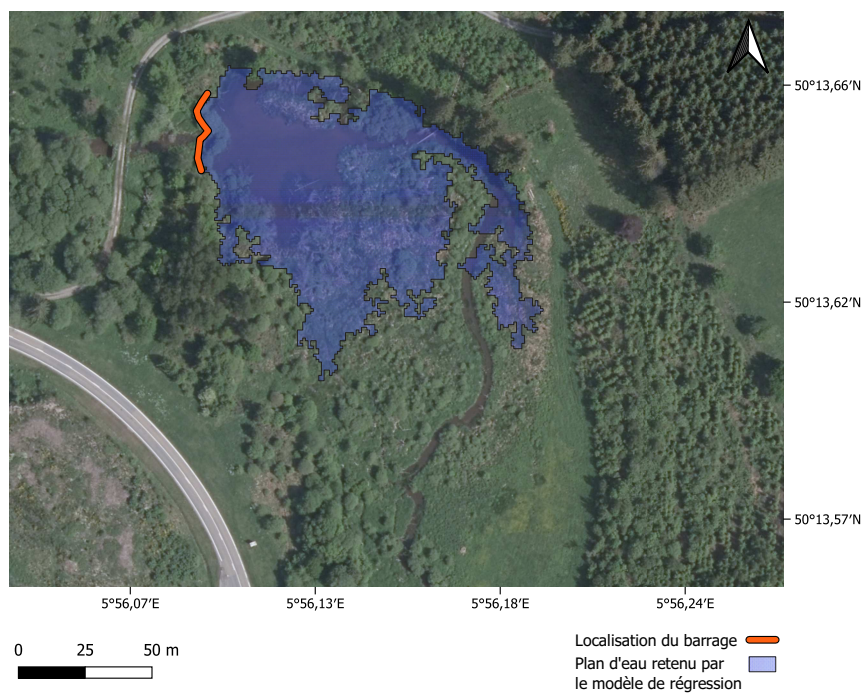


(d) Gn_23_07_15

FIGURE 48 – Régression entre les valeurs de DEM et de la MESMA pour le site de Glain.

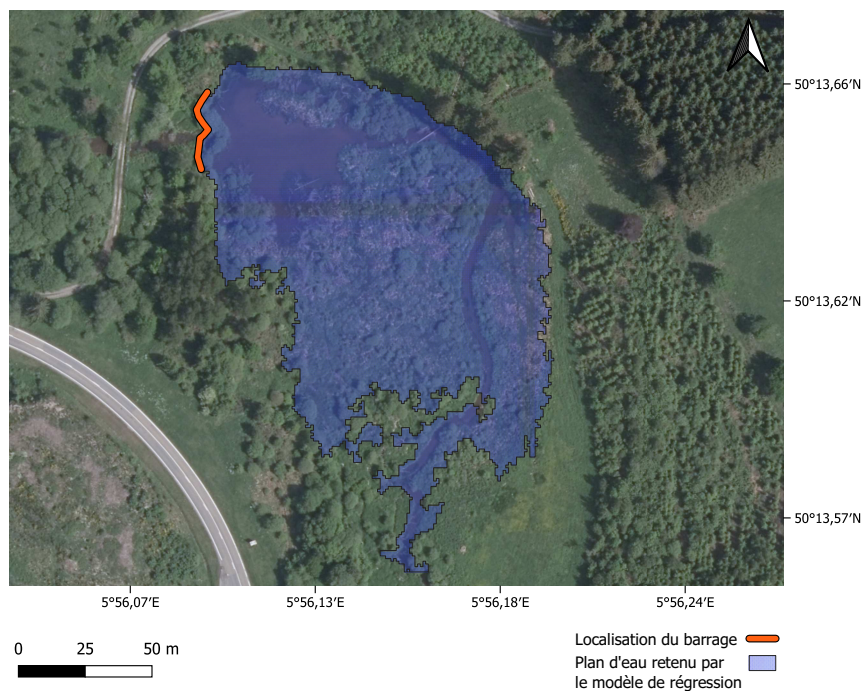


(a) Gn_18_07_15

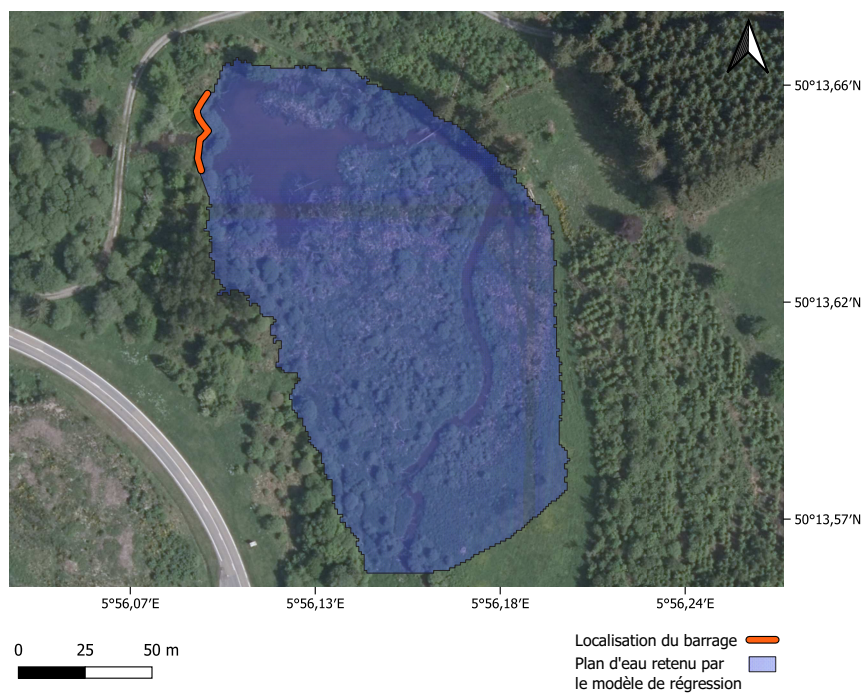


(b) Gn_19_07_15

FIGURE 49 – Illustrations des plans d'eau trouvés par la méthode de la régression et représentant une altitude d'eau donnée. Le barrage est également localisé et l'ortho 2018 est utilisé comme référence.

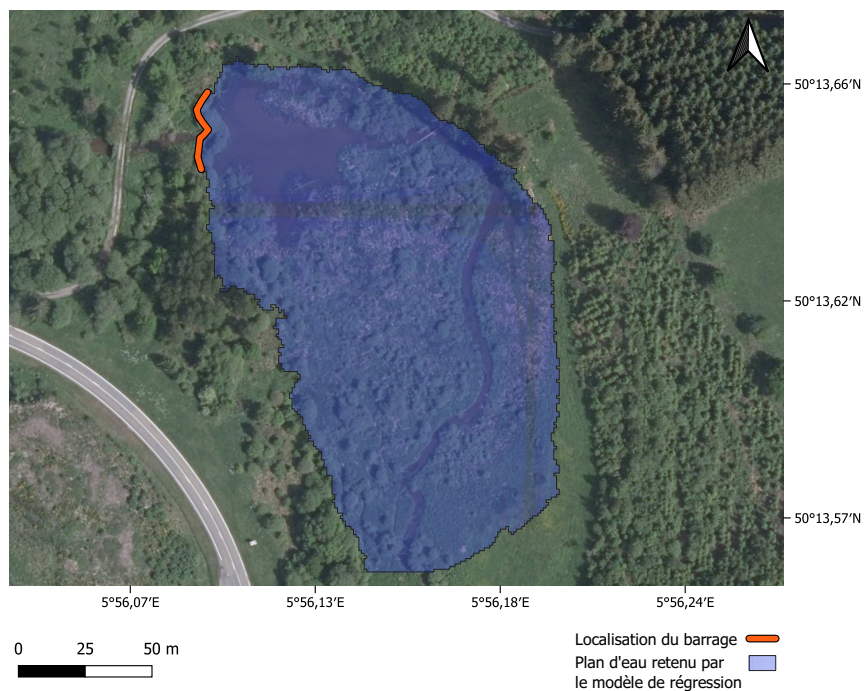


(c) Gn_20_07_15

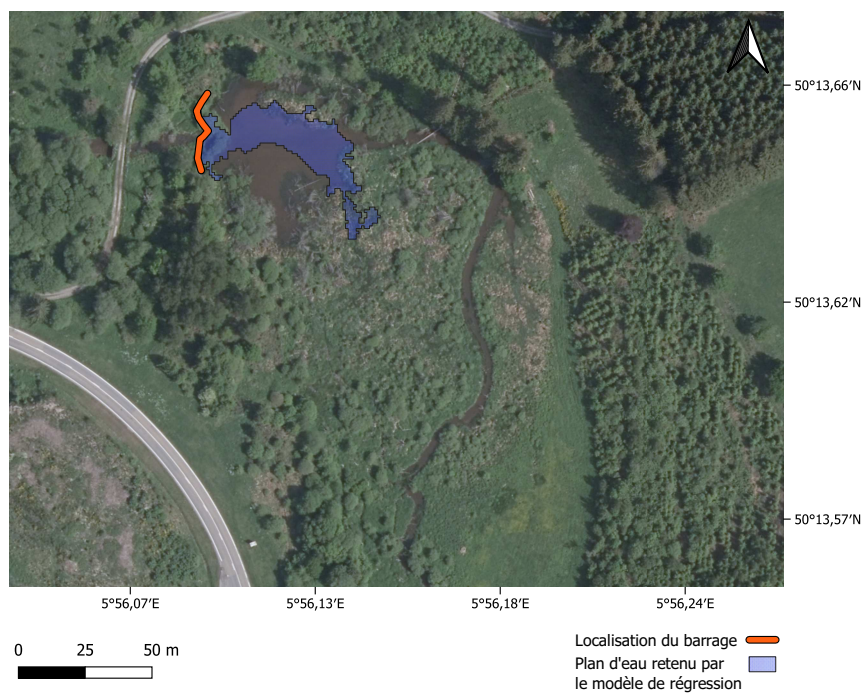


(d) Gn_21_07_15

FIGURE 49 – (suite)



(e) Gn_22_07_15



(f) Gn_23_06_15

FIGURE 49 – (suite)

C Validation au moyen des orthophotos et du DEM

Les résultats de validation sont présentés ci-dessous à partir de deux images les plus proches possibles des orthophotos 2018 et 2023. Pour chaque site, les résultats du modèle de régression et de la valeur d'altitude maximum sont présentés ainsi que les valeurs de distances moyennes. Enfin, la validation est représentée sous forme de figures avec les polygones et points résultant des différentes sources de données.

C.1 Rechterbach

TABLE 22 – Altitudes du DEM retenues pour la validation de site de Rechterbach. L'altitude maximale ("Altitude_MAX") est trouvée manuellement et le R^2 et RMSE sont associés à la régression ("Altitude_R").

Image	A_MAX (m)	S(m ²)	A_R (m)	S(m ²)	R ²	RMSE
Rc_18_06_29	/	/	/	/	0.0052	0.0340
Rc_23_06_25	390.04	2555.45	389.96	5884.54	0.8752	0.0037

TABLE 23 – Présentation des distances moyennes aux plus proches voisins entre les plans d'eau résultant de la régression ("R"), de l'altitude maximum observée ("MAX") et les points cartographiés sur les orthophotos ("O") pour 2018 et 2023 sur le site de Rechterbach. La régression est utilisée comme référence et les distances négatives traduisent une taille moindre par rapport à la référence. Les "/" montre l'absence de plan d'eau à la date de la validation.

Image	d_R-O (m)	d_MAX-O (m)	d_R-MAX (m)
Rc_18_06_24	/	/	/
Rc_23_06_25	-1,1958	-2,6065	1,4107

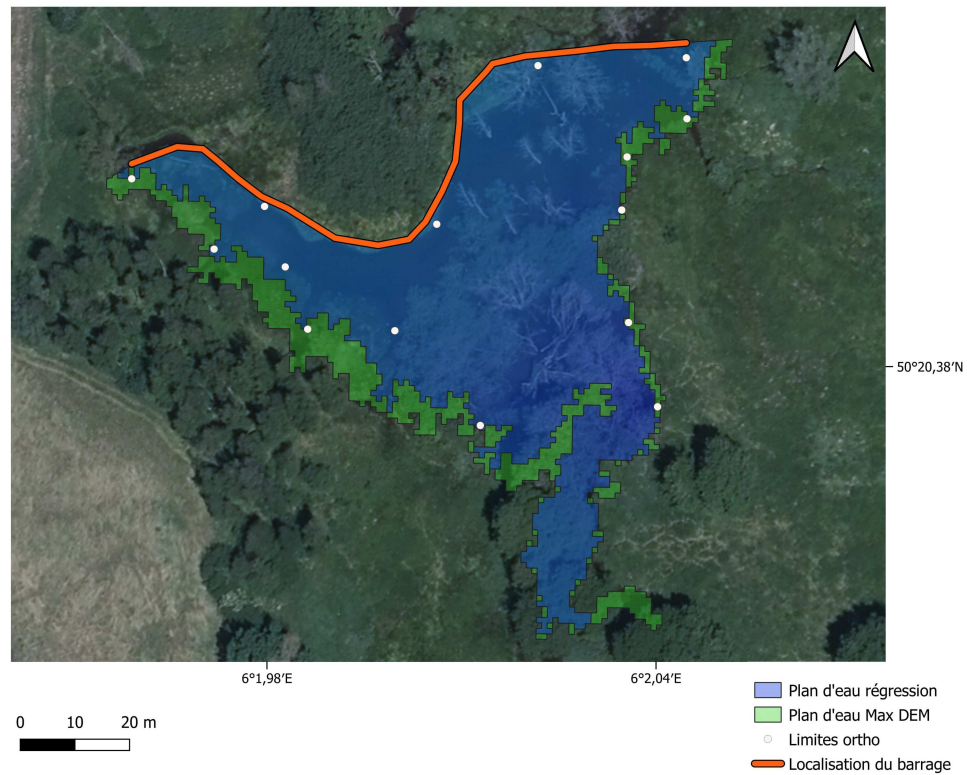


FIGURE 50 – Rc_23_06_25

FIGURE 51 – *Validation des résultats au moyen des orthophotos de 2018 et 2023 et du DEM 2013-2014 pour le site de Rechterbach. Les points représentent les limites visibles sur l'orthophoto et les deux polygones sont issus de la régression (bleu) et d'une valeur maximale de DEM observée (vert).*

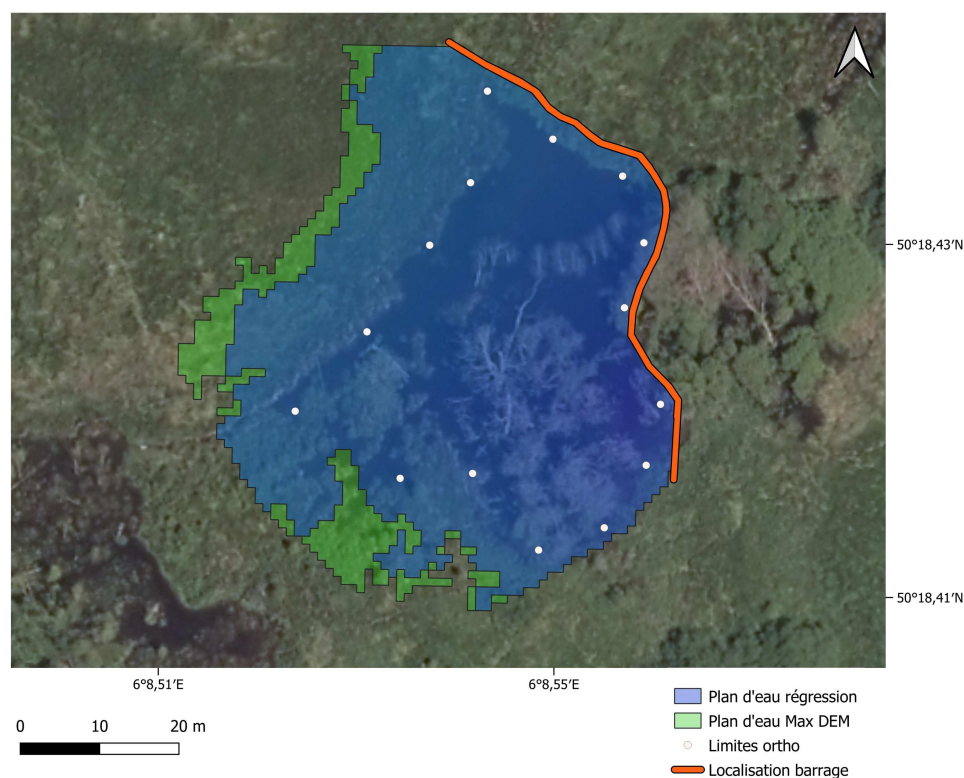
C.2 Emmels

TABLE 24 – Altitudes du DEM retenues pour la validation de site de Emmels. L'altitude maximale ("Altitude_MAX") est trouvée manuellement et le R^2 et RMSE sont associés à la régression ("Altitude_R").

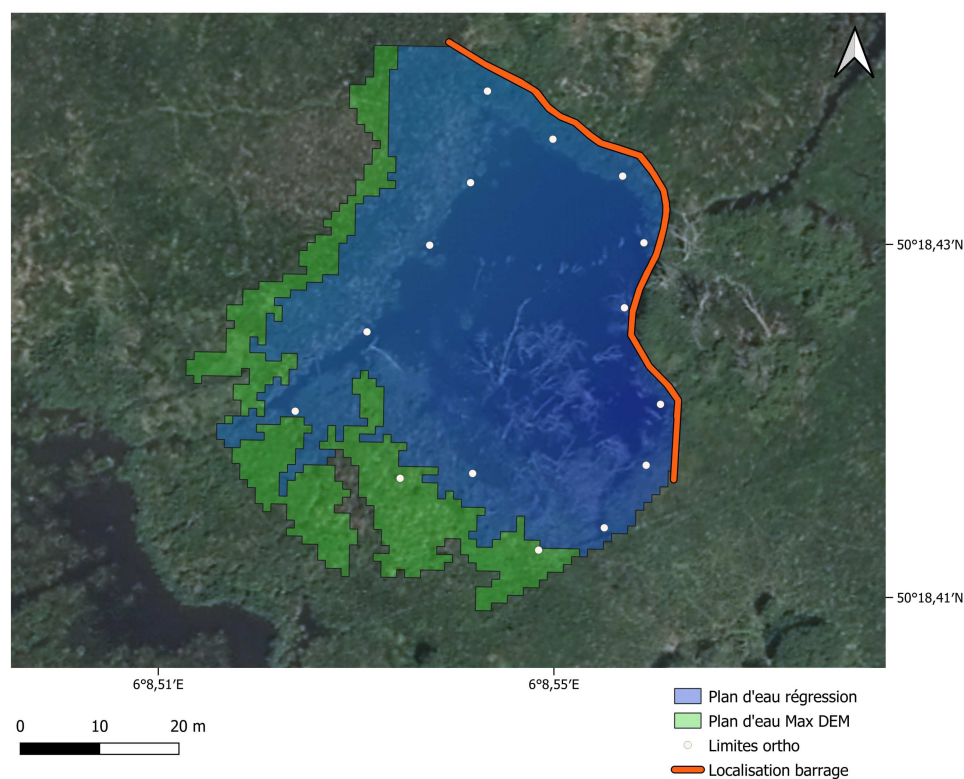
Image	A_MAX (m)	S_MAX (m ²)	A_R (m)	S_R (m ²)	R ²	RMSE
Es_18_06_24	486,72	2985,37	486,64	2661,35	0,6425	0,0067
Es_23_06_22	486,66	2764,36	486,56	2152,10	0,7560	0,0039

TABLE 25 – Présentation des distances moyennes aux plus proches voisins entre les plans d'eau résultant de la régression ("R"), de l'altitude maximum observée ("MAX") et les points cartographiés sur les orthophotos ("O") pour 2018 et 2023 pour le site de Emmels. La régression est utilisée comme référence et les distances négatives traduisent une taille moindre par rapport à la référence.

Image	d_R-O (m)	d_MAX-O (m)	d_R-MAX (m)
Es_18_06_24	-4,7983	-5,8469	1,0486
Es_23_06_22	-4,6862	-7,5096	2,8234



(a) Es_18_06_24



(b) Es_23_06_22

FIGURE 52 – Validation des résultats au moyen des orthophotos de 2018 et 2023 et du DEM 2013-2014 pour le site de Emmels. Les points représentent les limites visibles sur l'orthophoto et les deux polygones sont issus de la régression (bleu) et d'une valeur maximale de DEM observée (vert).

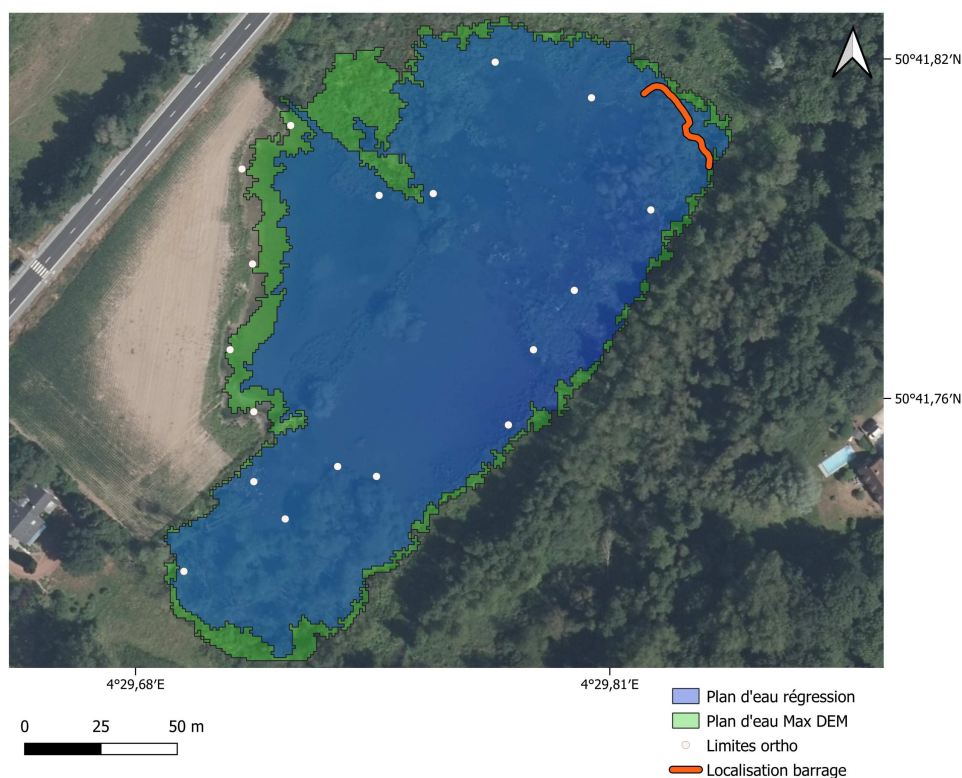
C.3 Lasne

TABLE 26 – Altitudes du DEM retenues pour la validation de site de Lasne. L'altitude maximale ("Altitude_MAX") est trouvée manuellement et le R^2 et RMSE sont associés à la régression ("Altitude_R").

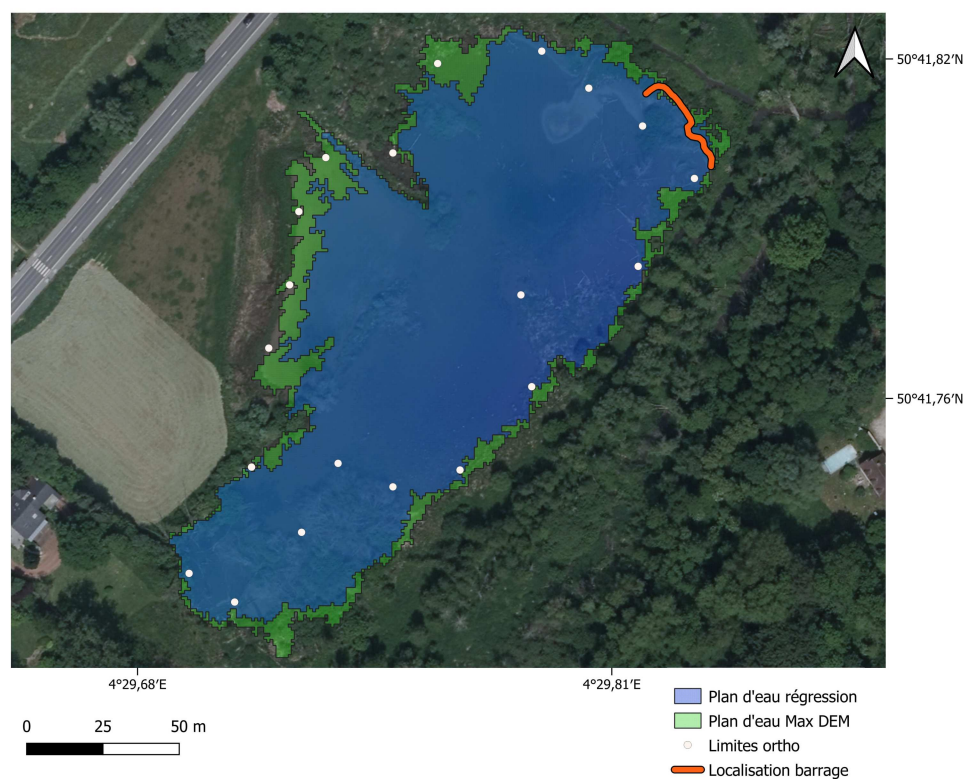
Image	A_MAX (m)	S_MAX (m ²)	A_R (m)	S_R (m ²)	R ²	RMSE
Le_18_07_04	61,52	21308,49	61,42	18402,97	0,8618	0,0034
Le_23_06_22	61,40	17627,32	61,32	15272,31	0,9046	0,0041

TABLE 27 – Présentation des distances moyennes aux plus proches voisins entre les plans d'eau résultant de la régression ("R"), de l'altitude maximum observée ("MAX") et les points cartographiés sur les orthophotos ("O") pour 2018 et 2023 pour le site de Lasne. La régression est utilisée comme référence et les distances négatives traduisent une taille moindre par rapport à la référence.

Image	d_R-O (m)	d_MAX-O (m)	d_R-MAX (m)
Le_18_07_04	-3,8065	-5,5230	1,7165
Le_23_06_22	-3,0176	-5,3926	2,3750



(a) Le_18_07_04



(b) Le_23_06_22

FIGURE 53 – Validation des résultats au moyen des orthophotos de 2018 et 2023 et du DEM 2013-2014 pour le site de Lasne. Les points représentent les limites visibles sur l'orthophoto et les deux polygones sont issus de la régression (bleu) et d'une valeur maximale de DEM observée (vert).

C.4 Bec du Feyi

TABLE 28 – Altitudes du DEM retenues pour la validation de site du Bec du Feyi. L'altitude maximale ("Altitude_MAX") est trouvée manuellement et le R^2 et RMSE sont associés à la régression ("Altitude_R").

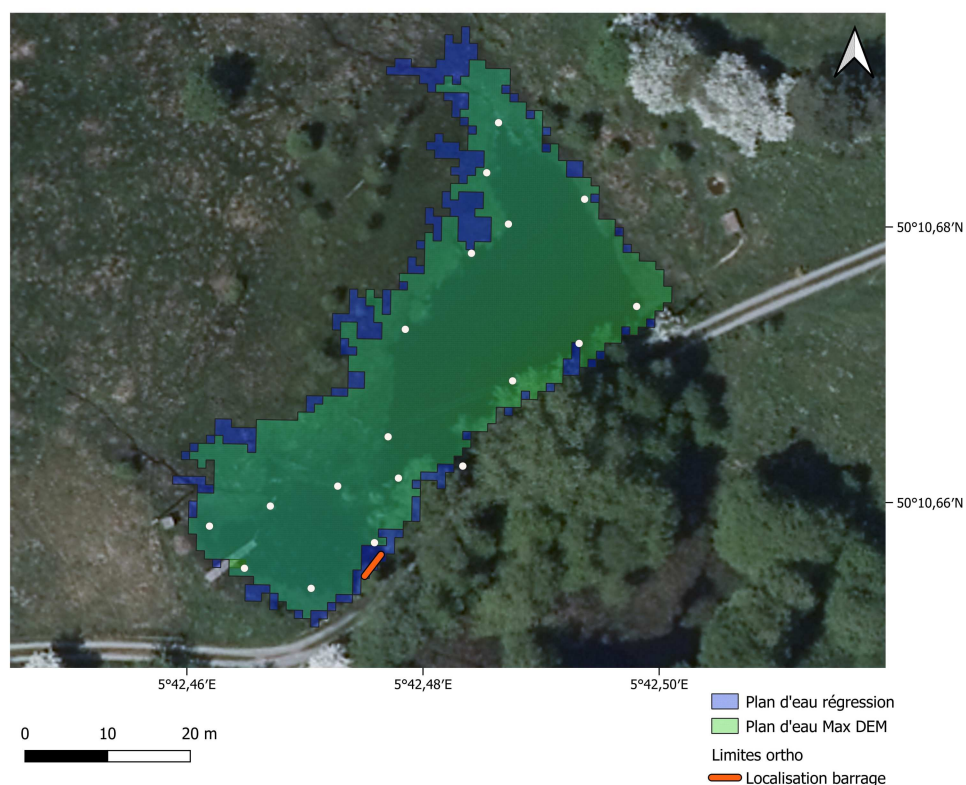
Image	A_MAX (m)	S_MAX (m ²)	A_R (m)	S_R (m ²)	R ²	RMSE
Bi_18_07_04	438,02	1491,15	438,02	1491,15	0,6202	0,0115
Bi_23_06_02	438	1356,14	438,04	1571,16	0,8136	0,0037

TABLE 29 – Présentation des distances moyennes aux plus proches voisins entre les plans d'eau résultant de la régression ("R"), de l'altitude maximum observée ("MAX") et les points cartographiés sur les orthophotos ("O") pour 2018 et 2023 pour le site du Bec de Feyi. La régression est utilisée comme référence et les distances négatives traduisent une taille moindre par rapport à la référence.

Image	d_R-O (m)	d_MAX-O (m)	d_R-MAX (m)
Bi_18_07_04	-2,6599	-2,6599	0
Bi_23_06_02	-3,6635	-2,2914	-1,3721



(a) Bi_18_07_04



(b) Bi_23_06_02

FIGURE 54 – Validation des résultats au moyen des orthophotos de 2018 et 2023 et du DEM 2013-2014 pour le site du Bec de Feyi. Les points représentent les limites visibles sur l’orthophoto et les deux polygones sont issus de la régression (bleu) et d’une valeur maximale de DEM observée (vert).

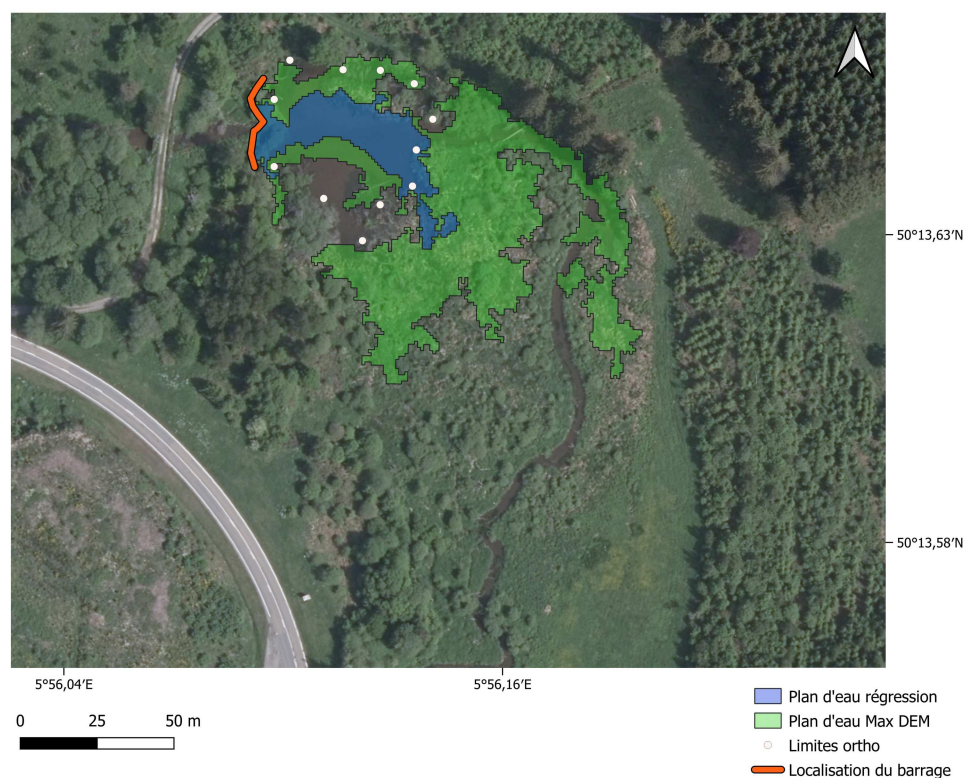
C.5 Glain

TABLE 30 – Altitudes du DEM retenues pour la validation de site du Bec de Glain. L’altitude maximale ("Altitude_MAX") est trouvée manuellement et le R^2 et RMSE sont associés à la régression ("Altitude_R").

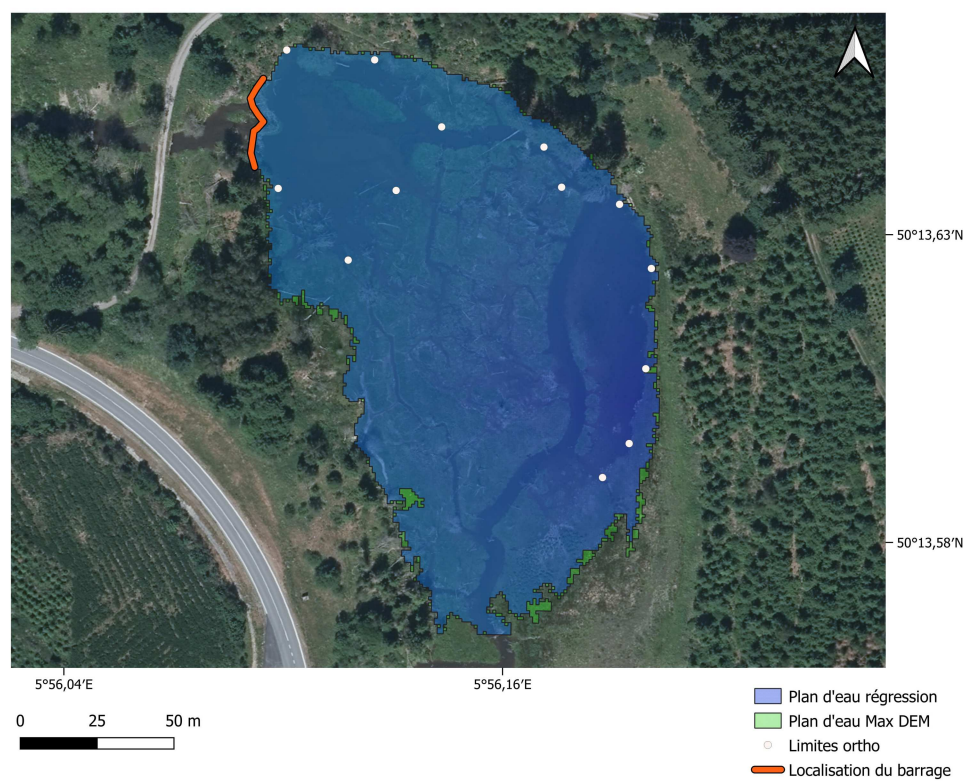
Image	A_MAX (m)	S_MAX (m ²)	A_R (m)	S_R (m ²)	R ²	RMSE
Gn_18_06_24	439,38	5829,23	439,30	1068,70	0,2429	0,0229
Gn_23_06_17	439,76	17037,19	439,72	16712,23	0,5717	0,0072

TABLE 31 – Présentation des distances moyennes aux plus proches voisins entre les plans d'eau résultant de la régression ("R"), de l'altitude maximum observée ("MAX") et les points cartographiés sur les orthophotos ("O") pour 2018 et 2023 pour le site de Glain. La régression est utilisée comme référence et les distances négatives traduisent une taille moindre par rapport à la référence.

Image	d_R-O (m)	d_MAX-O (m)	d_R-MAX (m)
Gn_18_06_24	6,7868	0,057	6,7298
Gn_23_06_17	-8,8873	-9,3354	0,4481



(a) Gn_18_06_24



(b) Gn_23_06_17

FIGURE 55 – Validation des résultats au moyen des orthophotos de 2018 et 2023 et du DEM 2013-2014 pour le site de Glain. Les points représentent les limites visibles sur l'orthophoto et les deux polygones sont issus de la régression (bleu) et d'une valeur maximale de DEM observée (vert).